



António Pedro Lopes Palminha

Licenciado em Ciências da Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Técnicas de Antecipação Eólica Aplicadas à Produção de Energia Elétrica

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Orientador: Raul Eduardo Capelo Tello Rato, Professor Doutor, Universidade Nova de Lisboa

Júri

Presidente: Doutor João Almeida das Rosas
Arguente: Doutor Arnaldo Manuel Guimarães Batista
Vogal: Doutor Raul Eduardo Capelo Tello Rato



FACULDADE DE
CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE NOVA DE LISBOA

Março, 2019

Técnicas de Antecipação Eólica Aplicadas à Produção de Energia Elétrica

Copyright © António Pedro Lopes Palminha, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade NOVA de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade NOVA de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

AGRADECIMENTOS

Quero agradecer ao meu orientador, Professor Doutor Raul Tello Rato pelo acompanhamento que me deu, pela paciência, pelo conhecimento partilhado e pela boa disposição durante a realização deste projeto.

À instituição que me proporcionou estes últimos anos da minha vida académica, a FCT-UNL.

Um agradecimento especial à minha família. Aos meus pais que me proporcionaram esta oportunidade de vida, que me apoiaram sempre e fizeram com que não desistisse nos momentos mais difíceis, que se preocuparam comigo quando mais precisei, que me disponibilizaram tudo o que foi preciso até hoje. Às minhas irmãs, a Marta, a Raquel e Alice, por estarem constantemente preocupadas com o meu bem estar e pelo apoio incondicional que me deram. Aos meus avós, que muito fizeram por mim nestes anos de Faculdade, pelo amor que me deram, por toda a preocupação que tiveram comigo e pelo carinho. Ao meu Padrinho Rafael por todo o apoio e aconselhamento ao longo deste anos, que muito fez por mim. Aos meus Tios que mostraram preocupação e sempre se disponibilizaram para me ajudar.

Aos amigos que fiz nesta Instituição. Ao Ivo Bernardino, ao Tiago Aleixo, ao Pedro Maricato e ao Francisco Cruz por me acompanharem nesta derradeira luta final, por me acalmarem quando mais precisei e por me ajudarem quando estava nas últimas forças. Aos meus amigos, Pedro Mendes, João Rafael e João António que desde pequenos em Coruche e até aos tempos de faculdade nunca me deixaram.

Por fim, e mais uma vez, aos meus pais.

Obrigado por tudo.

RESUMO

As energias renováveis são extremamente importantes para o desenvolvimento sustentável e económico de um país. Existe uma grande necessidade de desenvolvimento para este tipo de energias.

A energia eólica é uma das principais fontes de produção de energia renovável. Baseia-se no aproveitamento do vento. Recurso este, que apesar de ser intermitente, é um recurso natural e que está à completa disposição da Humanidade.

Em Portugal, tem-se verificado um crescimento nas instalações de aerogeradores. É previsto que até 2027, haja um aumento de 8.3% na potência eólica instalada.

Nesta situação, compreende-se que o aproveitamento eólico seja uma mais valia para a eficiência energética de um aerogerador. A antecipação eólica é uma vertente que bem desenvolvida permite compreender o comportamento futuro do vento e assim garantir diversas vantagens que impulsionam o aumento da produção de energia elétrica a partir de um sistema eólico. Os sistemas de previsão da energia proveniente do vento, podem ser desenvolvidos sobre diversos modelos, nomeadamente, modelos físicos, estatísticos ou por persistência. O estudo deste tema já vem a ser desenvolvido há várias décadas. Sendo que já existem modelos de antecipação com um grau de eficácia bastante elevado. Existem diferentes horizontes temporais para a previsão do vento. Dependendo do intervalo de tempo pretendido, há modelos que melhor se adequam para que a previsão feita seja feita eficazmente. Esta dissertação é composta por uma abordagem aos métodos de antecipação do sinal do vento, e desenvolve um modelo com base num filtro digital de média móvel. O modelo é feito com base numa série temporal de valores reais, obtidos numa estação meteorológica.

Palavras-chave: Antecipação Eólica; Preditor, Previsão; Média Móvel; Filtro Digital; Processamento de Sinal; Energia do Erro;

ABSTRACT

Renewable energy is a key concept of the world energy paradigm. Nowadays, the consumption of energy is extremely high due to the growth of world population. However, fossil fuels are quite scarce, thus, in order to be able to face this increasing demand, we had to turn into sustainable energy.

Wind power is a renewable energy that has been in the works for a few decades now. It is highly efficient, hence, essential to achieve sustainable economic growth. The wind is clean and inexhaustible and as such it can be used on a large scale to produce electric energy.

In order to have a proper use of the wind, its behaviour needs to be studied, which can be done using wind prediction. Wind prediction is of high importance to have an efficient management of the energy produced.

Different prediction time spans enable advantages in the production of energy using the wind, for instance maintenance of wind turbines or market planning.

This dissertation presents a model of wind prediction and consequent conclusions concerning its viability.

Keywords: Moving Average; Prediction; Digital Filter; Anticipation; Energy Error;

ÍNDICE

| | |
|--|-------------|
| Lista de Figuras | xiii |
| Lista de Tabelas | xv |
| Siglas | xvii |
| 1 Introdução | 1 |
| 1.1 Enquadramento | 1 |
| 1.2 Motivação | 2 |
| 1.3 Objetivos | 2 |
| 1.4 Organização | 2 |
| 2 Estado de Arte | 5 |
| 2.1 Introdução | 5 |
| 2.1.1 Aerogeradores | 5 |
| 2.2 Representação do Vento | 6 |
| 2.3 A Importância da Antecipação do Vento | 8 |
| 2.3.1 Calendarização de operações de manutenção | 8 |
| 2.3.2 Planeamento de Mercado | 9 |
| 2.4 Monitorização de uma Central Eólica | 9 |
| 2.5 Horizonte Temporal de Previsão | 10 |
| 2.6 Modelos de previsão | 11 |
| 2.6.1 Abordagem Física | 11 |
| 2.6.2 Abordagem Estatística | 12 |
| 2.6.3 Modelo de Persistência | 13 |
| 2.7 Vantagens dos Modelos de Antecipação e a sua Aplicação | 14 |
| 2.8 Pesquisa Bibliográfica | 14 |
| 2.8.1 Breve resenha histórica | 14 |
| 2.8.2 Antes dos anos 90 | 14 |
| 2.8.3 Anos 90 | 15 |
| 2.8.4 Novo milénio | 16 |
| 3 Análise de Sinal do Vento | 21 |

| | | |
|----------|--|-----------|
| 3.1 | Introdução | 21 |
| 3.2 | Materiais e Métodos | 22 |
| 3.3 | Previsão | 24 |
| 4 | Modelo Proposto | 25 |
| 4.1 | Introdução | 25 |
| 4.2 | Introdução do Modelo | 26 |
| 4.2.1 | Algoritmo média móvel | 28 |
| 4.2.2 | Normalização do Filtro | 29 |
| 4.3 | Resultados da modelação | 30 |
| 4.3.1 | Coefficientes de ajuste | 30 |
| 4.3.2 | Filtro de 2ª Ordem | 31 |
| 4.3.3 | Filtro de 4ª Ordem | 32 |
| 4.3.4 | Filtro de 10ª Ordem | 33 |
| 4.3.5 | Filtro de 20ª Ordem | 34 |
| 4.3.6 | Análise e discussão dos resultados associados ao preditor de treino | 35 |
| 5 | Validação | 37 |
| 5.1 | Introdução | 37 |
| 5.2 | Validação do preditor de 2ª ordem | 39 |
| 5.3 | Validação do preditor de 4ª ordem | 40 |
| 5.4 | Validação do preditor de 10ª ordem | 41 |
| 5.5 | Validação do preditor de 20ª ordem | 42 |
| 5.6 | Análise e discussão dos resultados associados ao preditor de validação . . | 43 |
| 5.7 | Validação do modelo | 45 |
| 5.8 | Eficiência da geração Eólica | 47 |
| 6 | Conclusões e Trabalho Futuro | 49 |
| 6.1 | Conclusões | 49 |
| 6.2 | Trabalho Futuro | 50 |
| | Bibliografia | 51 |

LISTA DE FIGURAS

| | | |
|----|--|----|
| 21 | Exemplos de aerogeradores | 6 |
| 22 | Densidade Espectral de Energia [6]. | 7 |
| 23 | Potência produzida por uma turbina em função da velocidade do vento [16]. | 8 |
| 24 | Monitorização de dados através da ferramenta SCADA | 10 |
| 25 | Modelo de rede neuronal | 12 |
| 26 | Comparação da série original com a série reconstruída[14]. | 18 |
| 31 | Série Temporal do sinal do vento: $N = 158532$; Média = 2.7212; Var. = 4.1614 | 22 |
| 32 | Anemómetro Davis Cup | 22 |
| 33 | Erro da previsão | 24 |
| 41 | Sinal de treino | 26 |
| 42 | Filtro identidade | 27 |
| 43 | Filtro de primeira ordem | 27 |
| 44 | Filtro de ordem n | 28 |
| 45 | Sinal de saída do Filtro preditor de 2ª ordem | 31 |
| 46 | Sinal de saída do Filtro preditor de 4ª ordem | 32 |
| 47 | Sinal de saída do Filtro preditor de 10ª ordem | 33 |
| 48 | Filtro preditor de 20ª ordem | 34 |
| 49 | Erros associados ao conjunto de treino | 35 |
| 51 | Conjunto de teste de validação | 38 |
| 52 | Sinal do erro da validação do preditor de 2ª ordem | 39 |
| 53 | Sinal do erro da validação do preditor de 4ª ordem | 40 |
| 54 | Sinal do erro da validação do preditor de 10ª ordem | 41 |
| 55 | Sinal do erro da validação do preditor de 20ª ordem | 42 |
| 56 | Erros associados ao conjunto de validação | 43 |
| 57 | Energia total do erro para cada ordem | 45 |
| 58 | Energia média do erro para cada ordem de sinal (treino e teste) | 46 |

LISTA DE TABELAS

| | | |
|----|---|----|
| 21 | Tabela de escalas temporais | 11 |
| 22 | Erros associados ao modelo híbrido | 17 |
| 23 | Erros do modelo híbrido de decomposição e antecipação. | 19 |
| 31 | Especificações do anemómetro Davis Cup | 23 |
| 41 | Estatísticas do sinal de treino do preditor | 26 |
| 42 | Indicadores Estatísticos dos filtros preditores e respetivos erros associados . | 35 |
| 51 | Estatísticas do sinal de teste do preditor | 38 |
| 52 | Indicadores Estatísticos dos filtros preditores e respetivos erros associados . | 43 |

SIGLAS

ANFIS Adaptive Neuro Fuzzy Inference System.

ARMA Auto Regressive Moving Average.

MOS Model Output Statistics.

NWP Numerical Weather Prediction.

WPPT Wind Power Prediction Tool.

INTRODUÇÃO

1.1 Enquadramento

A nível mundial existe uma grande necessidade para que os países reduzam a sua dependência dos combustíveis fósseis, sendo de extrema importância que as emissões de dióxido de carbono emitidas para atmosfera sejam reduzidas. A sustentabilidade e a redução da emissão de carbono são dois dos principais objetivos mundiais a serem cumpridos. O primeiro objetivo pode ser atingido, adotando técnicas de geração de energia elétrica de baixo carbono, isto porque 40% das emissões de carbono são provenientes do sector energético. Existe, portanto, a necessidade de uma mudança relativa ao paradigma energético atual. Tal mudança de paradigma só poderá ser feita através de alternativas aos métodos produção de energia, como por exemplo através das energias renováveis. Nos últimos anos houve uma grande aposta na construção de centrais elétricas que geram eletricidade a partir de energias alternativas. A geração eólica é uma forte alternativa para a produção de energia. O vento é renovável, limpo e altamente propício à proteção ambiental, pois não produz gases tóxicos e requer pouca área de terra [2]. De modo a que haja o máximo de eficiência na produção, a otimização do funcionamento de uma turbina ou de uma central eólica é vista como um objetivo a atingir por parte dos responsáveis pela sua gestão. Na necessidade de se obter um bom funcionamento e um bom aproveitamento energético, a previsão do comportamento do vento é um dos principais, se não o principal estudo a ser desenvolvido. A antecipação eólica é um método que permite gerir de forma eficiente os sistemas que obtêm energia a partir do vento. Fazendo uma abordagem económica, ao serem atingidos níveis de produção de alto nível, há que rentabilizar a energia produzida. A nível de mercado, a quantidade de energia eléctrica produzida a partir da energia eólica influencia os preços praticados no sector diariamente e também as suas variações. É, portanto, de extrema importância o desenvolvimento de métodos e de ferramentas de previsão.

A pesquisa na área da previsão da velocidade do vento e da energia produzida pelos parques eólicos tem sido dedicada ao desenvolvimento de ferramentas e métodos eficientes. As ferramentas eficientes de previsão reduzem os custos operacionais e melhoram a confiança associada à integração da energia eólica no sistema de energia elétrica existente. Existem diferentes mercados para os métodos de previsão existentes, isto é, para o operador de mercado a previsão da produção total de energia eólica numa região é mais importante relativamente à previsão feita para um local mais pequeno. Existem portanto, dependendo do objetivo pretendido, vários interesses relativos ao tipo de previsão que é feita[15].

1.2 Motivação

As turbinas eólicas estão entre as fontes mais populares de energia renovável. A energia disponibilizada pelo vento varia constantemente, isto porque a energia eólica é extremamente dependente de parâmetros altamente variáveis relacionados com o clima, nomeadamente a velocidade e direção do vento. A nível de produção eólica existe uma urgente necessidade de investigação para que se consiga rentabilizar os investimentos feitos.

Desta forma, a previsão feita ao sinal do vento assume uma extrema importância no desenvolvimento e melhoramento do sector eólico, sendo por isso uma mais valia realizar um estudo nesse sentido.

1.3 Objetivos

Esta dissertação tem como objetivo o desenvolvimento de um modelo de antecipação para a velocidade do vento. A série temporal que irá servir de base ao modelo desenvolvido contém informação relativa à estação meteorologia do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e Computadores da faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa. Os registos utilizados são referentes ao ano de 2013.

A finalidade deste trabalho é o estudo da qualidade do modelo proposto, sendo que os resultados são analisados de acordo com a componente da energia associada ao erro existente entre os dados previamente registados e a modelação desenvolvida.

1.4 Organização

A presente dissertação está organizada em 6 capítulos.

Neste capítulo é feita uma introdução ao tema do aquecimento global e sustentabilidade energética e à importância que as energias renováveis tem atualmente. É evidenciada a energia eólica pois o sector referente a este método de produção de energia alternativa é o propósito da dissertação.

No segundo capítulo é feita uma abordagem ao estado de arte do tema em estudo. São abordados temas como os diferentes tipos de aerogeradores e os locais onde estes podem ser instalados. É evidenciado o propósito de cada tipo de previsão feita e as suas aplicações práticas. Os modelos existentes de abordagem à antecipação eólica são

descritos detalhadamente. É feita síntese histórica relativamente à evolução dos métodos de previsão da energia do vento.

No capítulo três é introduzida a série temporal que irá servir para o desenvolvimento da modelo proposto.

No capítulo quatro e cinco é desenvolvido o modelo de média móvel e é feita a validação de resultados.

O capítulo seis é referente às conclusões e trabalho futuro.

ESTADO DE ARTE

Neste capítulo são abordados os fundamentos teóricos relativos à energia eólica e é feita uma síntese detalhada dos modelos de antecipação eólica existentes.

2.1 Introdução

A procura por energia tem vindo a aumentar a um ritmo crescente no decorrer dos últimos anos, não só devido ao crescimento populacional mas também ao crescente desenvolvimento da indústria. Ao mesmo tempo, o mercado energético está a ficar cada vez mais competitivo, e a produção de energias alternativas é cada vez mais uma opção a ter em conta. As energias renováveis são a fonte mais promissora para a geração de energia elétrica num futuro próximo.

Nos últimos anos a aposta na produção de energia através da energia eólica tem vindo a aumentar. Prevê-se que continue a aumentar continuamente nos próximos anos, devido às vantagens que tem relativamente a outras fontes de energia, isto é, o vento é um recurso inesgotável; ao contrário dos sistemas dependentes da energia solar, o sector eólico tem a capacidade de trabalhar durante o dia e durante a noite e caso seja instalado em zonas afastadas dos grandes centros urbanos, aumenta a empregabilidade e o crescimento económico nesses locais; os geradores eólicos não produzem lixo poluente para o meio ambiente.

2.1.1 Aerogeradores

Os aerogeradores utilizam pás para receber a energia cinética do vento. Quando o vento incide sobre as pás, origina uma diferença de pressão que faz com que o rotor que se encontra na turbina, entre em movimento. O rotor está ligado a um gerador que através do movimento exercido pelo rotor, gera eletricidade [6].

Existem dois tipos de aerogeradores, os verticais (VAWT - vertical axis wind turbine) e os horizontais (HAWT - horizontal axis wind turbine), como podemos observar na figura

21[21].

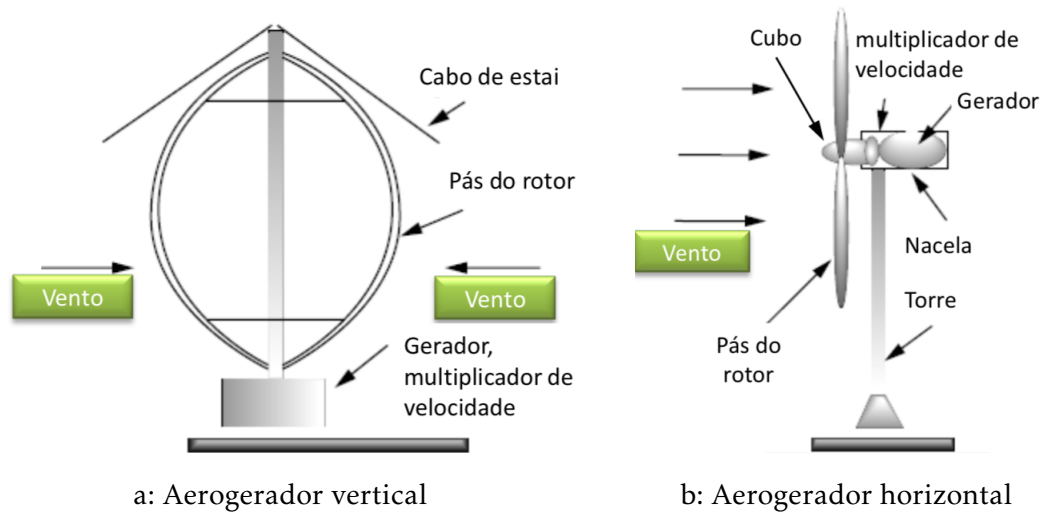


Figura 21: Exemplos de aerogeradores

Um parque eólico é um conjunto de aerogeradores que produzem energia elétrica em larga escala. Quando um bom local de vento é encontrado, é preferível investir numa instalação eólica de larga escala, em vez de se instalar apenas um aerogerador. Uma instalação singular de um aerogerador, é apenas compreensível se eventualmente for feita num local onde o abastecimento de rede elétrica é inexistente.

Existem dois tipos de parques eólicos, que são caracterizados de acordo com a localização onde estão instalados, *onshore*, instalados em terra e *offshore*, instalados em superfícies aquáticas [24][4].

2.2 Representação do Vento

A maior desvantagem dos sistemas de geração eólica está relacionada com a imprevisibilidade e intermitência do vento. De maneira a que se faça uma produção de eletricidade constante existe a necessidade de ter informação relativa ao comportamento do vento [11]

A previsão da energia do vento é feita através de dados prévios do seu comportamento, que podem ser observados através de representações gráficas, como por exemplo o sinal da velocidade deste. Existem métodos estatísticos que descrevem a representação espectral do sinal do vento, este último relacionado com a energia cinética associada à componente horizontal da velocidade ou seja a densidade espectral de energia.

Embora as características do vento variem consoante a zona, verifica-se que de forma geral, o seu espectro se comporta de forma constante [5].

Na figura 22 podemos observar um exemplo de uma representação de densidade espectral de energia. Observam-se três fases distintas da energia do vento.

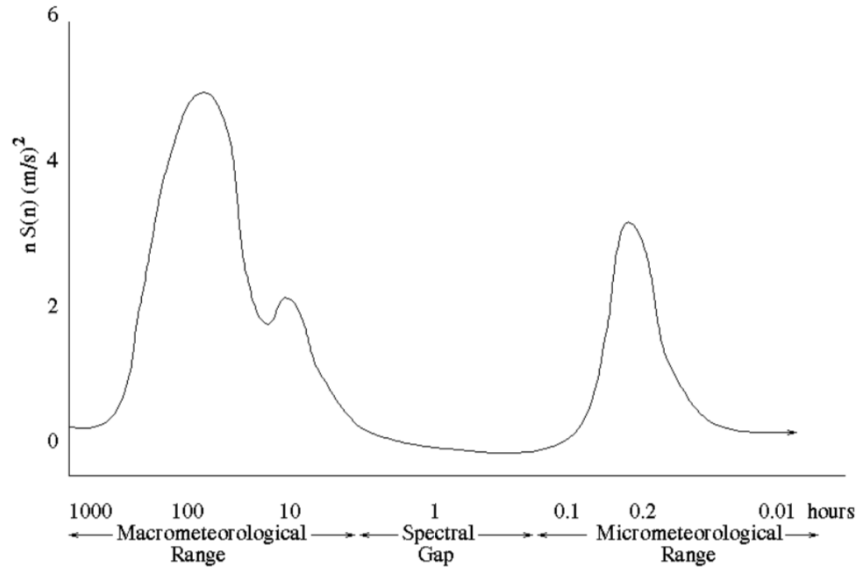


Figura 22: Densidade Espectral de Energia [6].

As frequências baixas (correspondentes a períodos de vários dias) e movimentos de grandes massas de ar são representados pela zona macro meteorológica. A zona micro meteorológica representa frequências mais altas, que está relacionada com intervalos de tempo de segundos, e a turbulência atmosférica. As zonas com muito pouca energia estão ilustradas na parte do vazio espectral, que está associada a períodos na ordem dos 10 minutos a 2 horas [6].

É de salientar que a turbulência impõe variações na geração de energia, visto que afeta o funcionamento da turbina eólica [26].

Uma função utilizada como ponto de partida para caracterizar estatisticamente a velocidade do vento, é a função de densidade probabilística de Weibull que está descrita na equação 2.1 .

$$f(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c} \right)^{k-1} \exp \left[- \left(\frac{v}{c} \right)^k \right] \quad (2.1)$$

onde v representa a velocidade média do vento, c um parâmetro de escala, onde estão associadas as dimensões da velocidade e k , um parâmetro de forma, adimensional

Estes modelos estatísticos são os mais utilizados como base de estudo para fazer a antecipação eólica, que posteriormente podem ser utilizados para processos mais complexos na análise do comportamento do vento. A previsão indireta, onde inicialmente é feita antecipação do vento e posteriormente convertido em energia elétrica, é onde é feita uma maior aposta por variadas razões, entre elas a probabilidade de parques eólicos próximos um do outro, independentemente das suas características, partilharem a mesma velocidade do vento, e também porque na maioria dos casos a previsibilidade do vento é bastante mais precisa do que a previsão direta [11].

A transformação da velocidade do vento em eletricidade é descrita pela equação 2.2,

$$P = 1/2 \cdot C \cdot S \cdot A \cdot W^3 \quad (2.2)$$

onde P é a potência de saída em Watts, C um factor que depende da arquitectura do aerogerador ou do coeficiente de potência, S a área varrida pelo rotor em metros quadrados (m^2), A a densidade do ar em quilogramas por metro cúbico Kg/m^3 e W a velocidade do vento em m/s .

2.3 A Importância da Antecipação do Vento

A antecipação eólica é um dos factores primordiais de estudo quando se pretende construir um parque eólico. Inicialmente é necessário fazer um estudo de modo a que sejam garantidas as condições necessárias à instalação de turbinas em larga escala. A análise de dados históricos relativos ao local de interesse para o projecto é assim de extrema importância.

Sendo a produção de energia elétrica o factor mais importante para um parque eólico, existe a necessidade de criar métodos para os quais a instalação funcione com o máximo rendimento. Para tal, o vento, como ponto de partida para esta geração elétrica, necessita de ser estudado, ao longo de toda a produção. Existem diversos aspectos que condicionam a produção de energia.

2.3.1 Calendarização de operações de manutenção

O planeamento e agendamento de operações de manutenção é uma tarefa decisiva, não só para a disponibilidade de turbina que dependendo da operação poderá não fornecer energia, mas também para a monitorização de custos operacionais. A calendarização de intervenções não só é importante como extremamente complexa. Aspectos como as condições atmosféricas, a disponibilidade de técnicos qualificados e a necessidade de contratar qualquer tipo serviço logístico influenciam o rendimento do parque. Em [16], pode-se analisar a complexidade de um agendamento de operações.

De modo a maximizar o aproveitamento eólico, é possível analisar um gráfico onde se observa a potência gerada por uma turbina consoante a velocidade do vento.

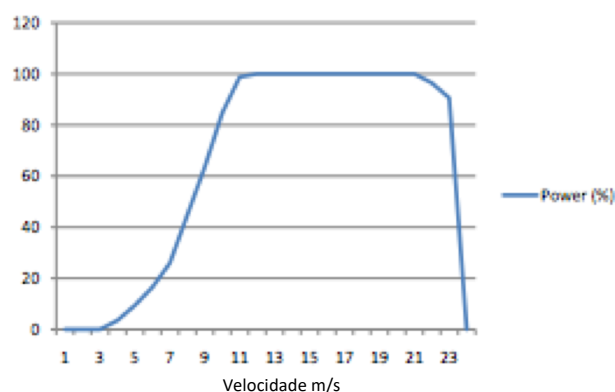


Figura 23: Potência produzida por uma turbina em função da velocidade do vento [16].

Antecipando o comportamento do vento, é possível evitar grandes perdas de produção.

2.3.2 Planeamento de Mercado

No cenário de uma instalação eólica de larga escala, há a necessidade de fazer um planeamento de mercado, de acordo com a geração de energia futura, produzida pela instalação. Apesar deste tipo de planeamento estar sujeito a erros de previsão, é necessário ponderar acerca da produção que o parque irá originar.

A intermitência do vento, pode todavia condicionar os objectivos de rendimento previstos e fazer com que seja necessário injectar energia para cumprir com certas metas de negócio.

Uma boa antecipação eólica pode diminuir drasticamente a necessidade de alocar maiores reservas de energia para compensar a diferença existente entre a energia eólica prevista e a que realmente foi produzida num determinado período de tempo. Caso contrário, os custos totais de operação iriam originar um aumento de custo da energia produzida.

Um estudo efectuado num parque eólico Espanhol [10], analisa os erros associados à antecipação do vento e o condicionamento que implicam na energia produzida pelo parque eólico.

2.4 Monitorização de uma Central Eólica

A instalação de estações de medição de elementos meteorológicos dentro de um parque eólico é uma vantagem na análise das condições atmosféricas.

A instalação de um parque eólico nem sempre se situa perto de um sensor de uma estação meteorológica existente, podendo por isso haver diferenças nas condições climáticas do local relativamente aos dados da estação existente. Assim, fazendo medições constantes na instalação eólica, associados por exemplo, a um sistema de medição da velocidade do vento, a viabilidade de controlo do parque eólico é bastante superior [31].

O sistema SCADA(Supervisory Control And Data Acquisition), é uma ferramenta bastante utilizada para a supervisão e monitorização de uma turbina ou de um parque eólico.

Através deste sistema é possível fazer medições constantes não só da velocidade do vento mas também da sua direcção. Esta ferramenta não só ajuda na medição do vento mas também na monitorização, prevenção e planeamento de toda a central eólica [30].

Um aspecto bastante importante no controlo de uma turbina eólica está relacionado com a compreensão da sua curva de potência. Isto porque há uma grande necessidade de acesso a informação relativa à velocidade do vento que está a incidir sobre as pás. Observando a figura 23 verifica-se que só a partir de certa velocidade é que a turbina inicia a produção de energia, sendo este ponto denominado de cut-in.

Para velocidades muito elevadas e para a curva de potência em questão, 23m/s , de maneira a que não ocorram estragos na sua estrutura, é necessário parar a movimentação da pás, chamando a este ponto, o ponto de cut-out de uma turbina eólica. Observando a figura 24 podemos compreender a importância dos sensores de medição deste sistema.

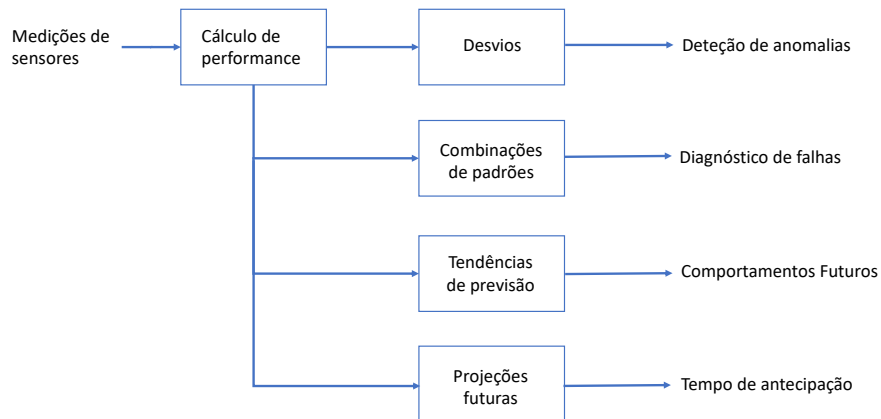


Figura 24: Monitorização de dados através da ferramenta SCADA

Através desta ferramenta é possível controlar também as temperaturas das engrenagens e do óleo da turbina, o factor de potência, o ângulo das pás da turbina entre outros aspectos importantes que permitem fazer uma boa prevenção de controlo da central eólica [30].

A informação recolhida através dos sensores é transmitida para um datalogger que está ligado em rede e permite um acesso facilitado à informação que se pretende. Existem outras ferramentas de monitorização de um parque eólico, nomeadamente o KITE, fleetMONITOR entre outros.

2.5 Horizonte Temporal de Previsão

A previsão da energia do vento é um requisito importante para o planeamento da produção da energia num sistema eólico. Havendo previsibilidade do vento é possível otimizar processos de produção e funcionamento numa instalação eólica, tais como, o controlo de carga, o controlo da turbina, gerir o sistema de energia e a sua produção, entre outros.

Existem duas abordagens de aproximação à previsão de produção de energia, a previsão direta, que estima a energia que é produzida por uma turbina [7], e a previsão indireta, onde é feito o estudo da velocidade do vento e posteriormente é feita a conversão em energia elétrica.

O vento afeta diretamente a produção de energia eólica, sendo a potência de saída proporcional ao cubo da velocidade do vento. O vento é um recurso natural, intermitente, incerto e difícil de controlar. A otimização de uma instalação eólica varia consoante a qualidade da previsão feita e o consumo de eletricidade numa determinada altura. Os modelos de antecipação eólica estão divididos consoante o horizonte temporal que se pretende prever. De acordo com o tipo de previsão pretendida, existem vários métodos que podem ser utilizados, estes podem ser definidos pela escala de tempo desejada.

Relativamente às abordagens feitas através de escalas temporais, e fazendo referência a estudos realizados neste tema, podemos dividir a previsão de vento em quatro categorias [3].

As previsões feitas para um horizonte temporal de 1 minuto a 1 hora são denominadas de previsões a muito curto prazo. As previsões feitas para um horizonte temporal de 1 hora a várias horas são denominadas de previsões a curto prazo. As previsões feitas a partir de 1 dia a vários dias denominam-se de previsões a médio prazo, e para um intervalo de tempo que varia entre 1 semana a 1 ano ou mais são previsões a longo prazo.

Para cada tipo de previsão está associado um objetivo de otimização da produção de eletricidade, como podemos verificar na tabela 21. Os intervalos de tempo pretendidos têm vários tipos de aplicações.

| Escala Temporal | Tempo | Aplicação |
|-------------------|--------------------------|---|
| Muito curto prazo | 1 minuto a 1 hora | Operações de rede em tempo real Acções de regulação da turbina |
| Curto prazo | 1h-8h | Acções de Regulação de turbina Planeamento de carga |
| Médio prazo | 1 dia a 1 semana | Planos de manutenção |
| Longo prazo | 1 semana a 1 ano ou mais | Decisões de mercado Otimização de custos |

Tabela 21: Tabela de escalas temporais

2.6 Modelos de previsão

Os métodos de previsão também podem ser classificados consoante a abordagem utilizada, que pode ser física ou estatística [2].

2.6.1 Abordagem Física

Este método utiliza uma descrição física detalhada de modo a conseguir modelar as condições do local pretendido [19]. Usa o NWP(Numerical Weather Prediction), para reduzir a informação em larga escala às condições específicas do local. Este método de redução requer descrições físicas do local, por exemplo, descrição do parque eólico e

as características do terreno. São usadas estatísticas do modelo para reduzir o erro de previsão [3].

2.6.2 Abordagem Estatística

Esta abordagem estatística representa a relação entre a potência e velocidade do vento. Geralmente, esta abordagem usa informação histórica para construir o modelo estatístico [25]. É baseada na informação obtida em medições anteriores, geralmente são utilizados métodos regressivos, series temporais ou redes neuronais.

2.6.2.1 Redes Neuronais

A abordagem às redes neuronais tem sido utilizada como alternativa às séries temporais e ganhou o seu espaço como método de ferramenta de previsão para o sinal do vento.

Estas redes têm como objetivo reconhecer padrões e regularidades na sua entrada, obtendo experiência e apresentando resultados relativos ao conhecimento prévio obtido [29][20].

As redes neuronais são constituídas por ligações entre nós. As ligações determinam o fluxo existente entre cada nó e a informação pode ser transmitida de forma unidirecional ou bidirecional. Cada uma das camadas, a de entrada, a escondida e a de saída, efetua a soma dos valores de entrada, aos quais é adicionado uma constante denominada de tendência. Esta soma é processada por uma função de transferência [3].

Os neurónios estão organizados por camadas, como podemos ver na figura 25.

Existem diversos métodos de aplicação de um modelo de rede neuronal.

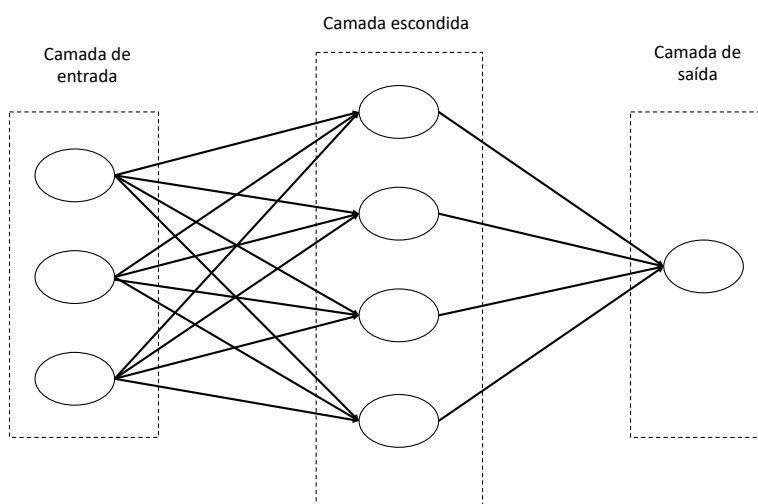


Figura 25: Modelo de rede neuronal

O funcionamento de uma rede neuronal tem como base um conjunto de registos da variável que se pretende estudar. Registos estes que são introduzidos à entrada, processados e observados à saída. No decorrer do processo, a eficiência da rede está dependente

da qualidade dos dados introduzidos mas também da minimização de erros, que são ajustados através da sua tendência.

Existem diferentes métodos para a aplicação de um modelo de rede neuronal, nomeadamente através de métodos de função de base radial, feedforward, múltiplas camadas e por recorrência, entre outros [25].

2.6.2.2 Séries Temporais

Um sistema em tempo discreto tem variáveis que podem ser representadas por sequências de impulsos ou por uma sequência de números. Cada pulso ou número é identificado por um instante de tempo fixo. Independentemente do conjunto de informação, estas variáveis representam uma série temporal. Por outras palavras, considera-se uma série temporal x um conjunto de dados, onde cada valor de dados x esta associado a um instante de tempo t , discreto e igualmente espaçado. Definindo o conjunto $T = \{t_1, \dots, t_n\}$ a série temporal será definida por $\{X_t : t \in T\}$

As séries temporais estão presentes em vários ramos da ciência. Os dados Económicos, geralmente aparecem sempre sobre a representação de uma série temporal. As medições diárias de temperatura, de pressão entre outros dados meteorológicos, são funções contínuas no tempo, onde $T = \{t : t_1 < t < t_2\}$ define o conjunto que é mostrado por $\{X(t) : t \in T\}$ [12]. Estas medições podem ser lidas, medidas, observadas ou amostradas em intervalos de tempo iguais, originando assim uma série temporal [9]. Uma série temporal representa os valores amostrados de uma função contínua no tempo, sendo esses valores também discretos e igualmente espaçados no tempo.

A análise de uma série temporal pode ser feita através da sua decomposição em três características:

- Sazonalidade: Algumas séries temporais demonstram um comportamento que tende a ser repetido em determinados períodos de tempo, dia, mês, ano ou década.
- Tendência: É a componente de maior importância no comportamento da série, pode descrever oscilações crescentes, decrescentes ou constantes.
- Cíclica: Descreve um comportamento periódico, oscilatório e irregular de crescimento e decrescimento.

As séries temporais podem ser analisadas através de vários métodos de aproximação, nomeadamente os modelos de previsão auto regressivos.

2.6.3 Modelo de Persistência

Nas previsões feitas através de um modelo de persistência considera-se que a velocidade ou a potência do vento são as mesmas, no início e no fim da previsão. Geralmente é utilizado para testar novos métodos de previsão [22].

O modelo de persistência é baseado na equação 2.3.

$$p_{t+k} = p_t + \varepsilon_{t+k} \quad (2.3)$$

onde t é o índice temporal dos valores relativos ao vento, k o instante temporal que se pretende prever, p a velocidade, potência ou a energia do vento e o ε o seu residual.

Através da equação 2.4 obtêm-se o preditor para este tipo de modelação.

$$\hat{p}_{t+k} = p_t \quad (2.4)$$

Verifica-se que o valor de k , que contém um registo futuro, é igual ao valor mais recente.

2.7 Vantagens dos Modelos de Antecipação e a sua Aplicação

Os modelos descritos apresentam uma grande importância na antecipação do vento, como se verificou na descrição de alguns modelos de previsão enunciados anteriormente.

O modelo de persistência apresenta uma forte precisão em previsões de muito curto e curto tempo de antecipação, e são bastante utilizados em abordagens de benchmark [25].

2.8 Pesquisa Bibliográfica

2.8.1 Breve resenha histórica

Desde sempre que as previsões relativas ao sinal do vento despertam interesse. A sua evolução tem vindo a destacar-se devido à competição existente nos interesses comerciais. Ao longo dos anos houve um avanço significativo em termos de métodos de previsão e desenvolvimento de ferramentas para a modelação dos mesmos.

2.8.2 Antes dos anos 90

Nos primórdios do desenvolvimento de estudos relativos à antecipação eólica, um estudo efectuado pelo Pacific Northwest Laboratory [1], revelou que para uma previsão ser considerada credível teria de ter as seguintes características:

- Previsões semanais do vento para que fosse possível o enquadramento de manutenção;
- Previsões diárias da energia do vento para que fosse possível fazer agendamentos estratégicos;
- Previsões de hora do vento esperado para decisões de operação;

Foram feitas as primeiras publicações importantes neste tema, Notis et al [23], desenvolveu um método de previsão de vento, com 24 horas de avanço e com intervalo horário, de modo a orientar a calendarização de operações num aerogerador. A ideia principal foi definir a previsão para um local específico usando estatísticas de saída do modelo MOS(Model Output Statistics).

Posteriormente foram efetuados outros estudos que melhoraram o método, através de três modelos (persistência, auto regressão e o equivalente generalizado do modelo de Markov) para três espaços temporais distintos, 10, 30 e 60 minutos. A conclusão obtida

por estes investigadores foi que a persistência e o modelo de Markov apresentam um melhoramento relativo ao modelo de previsão para espaços temporais a curto prazo e a longo prazo [28].

Noutro estudo efetuado, desta vez por Geerts [13], foi desenvolvido um filtro de Kalman e um modelo ARMA, efetuando a previsão do vento com um avanço de 24 horas e com intervalos de 1 hora. Através do modelo ARMA, Geerts indicou a recursividade relativamente ao coeficiente k utilizado na modelação. Através deste estudo, foi verificado que, em adição à velocidade do vento, outros fatores poderiam influenciar a previsão de forma a que esta se tornasse mais eficaz. Fatores como por exemplo a temperatura, a direção do vento e a pressão. Neste estudo foi realizada uma análise de dados com duração de um ano, e indicou também que o modelo ARMA(2,1), onde o valor 2 corresponde à ordem da parte auto-regressiva e 1 à ordem da parte de média móvel, obtém melhores resultados relativamente ao filtro de Kalman [13].

2.8.3 Anos 90

Já nos anos 90, as empresas ligadas ao sector elétrico e também as promotoras de centrais eólicas, foram atraídas para o fato da previsão do vento. Isto porque houve um aumento significativo nos números relativos à energia eólica instalada, principalmente na Europa e nos Estados Unidos. Este aspecto, fomentou um avanço significativo nos métodos de previsão a curto prazo. Foram então, baseados em modelos já existentes, otimizados processos, de maneira a que houvesse uma melhoria de certa forma significativa.

Foi desenvolvido um estudo de um modelo de previsão, por Troen e Landberg [18], para um programa denominado EC-Joule, que envolvia países como a Dinamarca e Inglaterra.

Foi proposto então, um modelo baseado na abordagem física para um local específico, tendo em conta o relevo, a rugosidade e os obstáculos existentes nesse local. Foram obtidos resultados com um melhoramento de persistência para uma estimação de 9h de avanço (velocidade do vento e direcção).

Posteriormente, este estudo foi continuado, foi usado o Numerical Weather Prediction com MOS, para prever a velocidade do vento e a sua direção para um horizonte temporal de 18h, com intervalos de 1 hora [17].

As redes neuronais foram demonstradas por Bayer et al. para prever a velocidade do vento e a potência gerada por uma única turbina eólica, funcionando em intervalos de tempo entre 1 e 10 minutos.

Mais tarde, foi desenvolvida uma ferramenta de previsão bastante importante denominada de *WPPT* (Wind Power Prediction Tool), que foi desenvolvida pelo departamento de informática e Matemática da Universidade da Dinamarca. Esta ferramenta tinha um poder de previsão para intervalo temporal de 30 minutos, com um previsão de avanço até 36 horas. Foi construída com base num modelo auto regressivo, com a potência de saída como variável principal e a velocidade do vento como variável exógena [1]. Mais

tarde, Landberg et al. divulgou alguns resultados do modelo em centrais eólicas na Dinamarca, nesse documento, descreveu algumas abordagens feitas acerca da potência de saída em parques eólicos, prevendo direta e indiretamente, considerando e não considerando aspectos como a dependência da direção do vento, modelos que incluem previsões meteorológicas, modelos auto regressivos e redes neuronais [27].

Nesta época, foi desenvolvida outra ferramenta extremamente importante denominada de EWind, desenvolvida pela empresa TRUEWIND, com um poder de previsão tinha um alcance de 48 horas em intervalos temporais de 30 minutos ou 1 hora, consoante o pretendido. Esta ferramenta foi baseada na mesometeorologia, que obtinha os valores a partir de um modelo de tempo regional, tentando assim, prever certos acontecimentos meteorológicos, como por exemplo, a circulação do vento local através da influência do calor de superfície terrestre. Nesta época, foi também desenvolvida a ferramenta Prediktor.

2.8.4 Novo milénio

Na primeira década do milénio, foi dedicada uma atenção especial no desenvolvimento e melhoramento às ferramentas de previsão on-line e também à avaliação das incertezas de previsão. Foram também desenvolvidas as primeiras tentativas de integração das duas principais áreas utilizadas para a previsão (modelos estatísticos e físicos)[1].

O investigador Stefsos comparou modelos lineares auto regressivos, com modelos não lineares entre os quais redes neuronais feedforward, modelos ANFIS (Adaptative Neuro Fuzzy Inference System) e redes de lógica neuronal, para prever a média por hora da série temporal da velocidade do vento.

De acordo com Watson et al [10], foram relatados os resultados preliminares relativos à ferramenta Prediktor, que esteve em estudo em 15 parques eólicos situados na Irlanda, contudo, apesar de serem promissores, o método ainda não estava definido para que funcionasse em todos os locais de interesse para uma instalação eólica.

Na existência dos modelos de previsão Prediktor e WPPT, foi proposto ao Ministério da Energia, dinamarquês, um projecto que tinha como objectivo a integração destas duas ferramentas.

Cada um destes modelos tinha características que se complementavam, ou seja, o WPPT, por exemplo tinha a possibilidade de alterar a entrada de informação (alterações no modelo de tempo), o Prediktor tinha a característica de poder fazer previsões sem medições disponíveis. Tendo em conta também que os horizontes de previsão entre os dois modelos eram diferentes.

A certa altura, surgiu um projecto denominado de ANEMOS Project, um Consortium com instituições de 7 países com o objectivo de desenvolver um sistema de previsão para integrar em larga escala em parques eólicos, considerando um horizonte de previsão até 48h.

Com objectivos delineados, vários modelos e ferramentas já existentes foram testados, como é o exemplo do Predkto, Previento, Zephyr entre outros [1].

Na ultima década, consequentemente ao avanço da ciência e da investigação despendida neste tema, como seria de esperar, foram desenvolvidas novas abordagens relativas à previsão do vento. Foram sistematizados modelos, foram otimizados processos e acima de tudo houve a integração de novas ferramentas.

2.8.4.1 Método de antecipação híbrido baseado em otimização por enxame de partículas

Neste estudo o objectivo foi desenvolver um modelo híbrido de maneira a que fosse possível fazer uma antecipação do vento com 10 minutos de avanço.

Inicialmente foram utilizados diversos modelos já existentes e mencionados nesta dissertação, como por exemplo o modelo de persistência e uma abordagem a um modelo de redes neuronais. O tratamento teórico efetuado tem por base os dados relativos ao valor da potência do vento 20 e 10 minutos antes ao valor de saída em estudo. Estes registos são utilizados, como foi referido anteriormente, para prever o comportamento do vento nos 10 minutos seguintes.

A ideia deste estudo é modelar os valores obtidos pelos modelos existentes e atribuir coeficientes de ajuste de modo a que se consiga juntar os resultados obtidos[8].

A otimização por enxame de partículas é um algoritmo desenvolvido para resolver problemas de optimização contínuos, é também uma ferramenta bastante eficiente para a resolução de equações diferenciais.

Cada partícula da modelação está associada a um vector de velocidade e de posição, onde, cada partícula se tenta ajustar de acordo com o melhor resultado obtido anteriormente. Sendo p_i o vector de posição, v_i o vector de velocidade e N o número de partículas existentes no processo[8]. As equações de movimento que descrevem o processo estão apresentadas nas equações 2.5 e 2.6 .

$$v_{id}(t+1) = \omega \times v_{id}(t) + \eta_1 \times \eta [pbest - p_{id}(t)] + \eta_2 \times r_2 [gbest - p_{id}(t)] \quad (2.5)$$

$$p_{id}(t+1) = p_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad d = 1, 2, \dots, D \quad (2.6)$$

Onde, $v_{id}(t)$ e $p_{id}(t)$ correspondem à posição e velocidade no instante actual de cada iteração.

Os resultados obtidos neste estudo incidem sobre 4 dias distintos das 4 estações do ano, o valores relativos ao dia de verão podem ser observados na tabela 22,

| Método de Antecipação | %Erro Máximo Absoluto | %Erro Médio Absoluto |
|------------------------|-----------------------|----------------------|
| Modelo Híbrido | 64.65% | 6.57% |
| Rede Neuronal RBF | 69.91% | 7.58% |
| Modelo de Persistência | 116.44% | 0 8.49% |

Tabela 22: Erros associados ao modelo híbrido

É observável que o modelo híbrido proposto apresenta resultados mais viáveis relativamente aos dois modelos em separado.

2.8.4.2 Modelo Híbrido baseado em decomposição e antecipação da velocidade do vento

Este estudo aborda uma estratégia que envolve a decomposição e antecipação do comportamento do vento. Em detalhe, é utilizada uma transformada de ondula, EWT (Empirical Wavelet Transform), onde se decompõe a série temporal da velocidade do vento em partes diferentes originando um residual. Este residual é composto por informação de ruído do sinal.

A série temporal já decomposta é reconstruída numa nova série temporal de velocidade do vento. Através destes dois métodos anteriormente descritos, origina-se assim, valores referentes a ruído de sinal e um novo sinal de velocidade do vento. Através desta divisão feita ao sinal do modelo é então feita a antecipação do vento.

De modo a que seja feita a previsão, é utilizado o LSSVM (Least Square Support Vector Machine) através de uma ferramenta conhecida como CSA (coupled simulating annealing).

Esta ferramenta faz a junção da série temporal com a série residual da velocidade do vento através de métodos probabilísticos. A série obtida é então modelada pelo LSSVM através da regressão linear.

A figura 26 ilustra a comparação da série original com a série reconstruída.

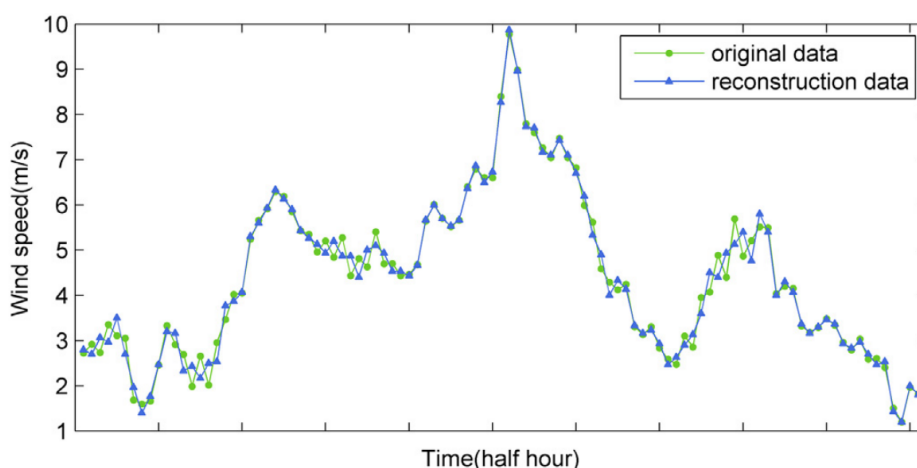


Figura 26: Comparação da série original com a série reconstruída[14].

Como conclusão, foram modelados vários processos como termo de comparação para os resultados obtidos neste modelo. Na tabela 23, estão apresentados os resultados relativos a um horizontal temporal bastante pequeno.

| Indicadores | AR | Persistência | CSA - LSSVM | EWT - CSA - LSSVM |
|-------------|--------|--------------|-------------|-------------------|
| RMSE | 0.65% | 0.67% | 0.61% | 0.57% |
| MAE | 0.65% | 0.67% | 0.61% | 0.57% |
| MAPE | 13.97% | 0 14.35% | 13.44% | 12.89% |

Tabela 23: Erros do modelo híbrido de decomposição e antecipação.

Após a observação da tabela, é possível verificar que através da característica híbrida implementada neste estudo, a qualidade dos resultados obtidos é superior às restantes.

ANÁLISE DE SINAL DO VENTO

Ao longo da história o aproveitamento do vento sempre se revestiu do maior interesse económico. Actualmente a procura de energias limpas e renováveis também passa pelo aproveitamento do vento. Para se poder melhorar a utilização do vento como fonte de energia, é necessário estudá-lo e antecipá-lo. Para tal são necessários dados sobre o vento.

O registo de dados utilizado para o estudo do sinal do vento constitui uma série temporal. Para o nosso caso a série temporal de interesse consiste num conjunto de valores com uma ordenação total e registados de forma temporalmente regular. Por outras palavras, podemos descrever a série temporal como uma sequência de valores sucessivos e igualmente espaçados no tempo.

Existem diversos fenómenos que podem ser representados por uma série temporal, como por exemplo o caso do valor da temperatura registada ao longo de um dia, a pressão do ar e o processamento de sinal.

A previsão das séries temporais tem bastante interesse, no nosso caso, o interesse primordial é a análise da série temporal, com o intuito de a prever.

Vamos utilizar um modelo estatístico para antecipar a série temporal, de forma a que se consiga prever o comportamento futuro dessa mesma série através dos valores registados.

3.1 Introdução

De modo a fazer uma análise mais consequente sobre o comportamento do vento é necessário ter acesso a um registo de dados extenso para que se possa observar certos comportamentos que não são perceptíveis tendo em conta uma amostra de dados reduzida. A série temporal que irá ser estudada nesta dissertação é referente ao sinal do vento, descrito pela sua velocidade, como podemos observar na figura 31. Os dados representam os valores registados no equipamento da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova

de Lisboa, foram registados entre o dia 18 de Março e 28 de Agosto de 2013. O número total de amostras é extenso visto que são registados valores de minuto a minuto.

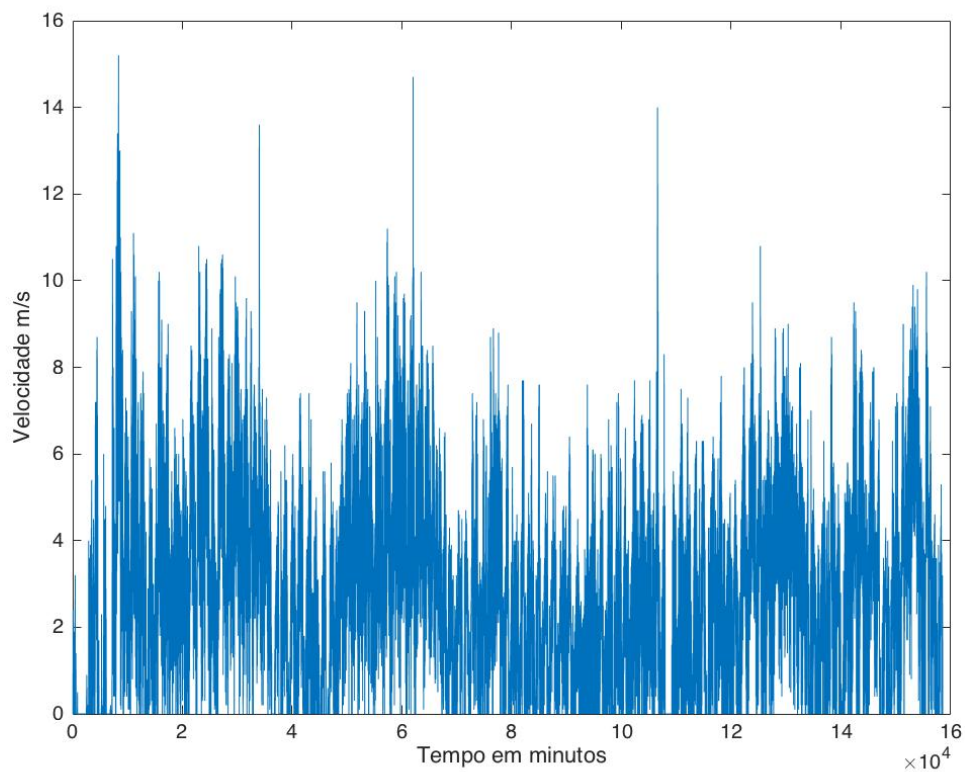


Figura 31: Série Temporal do sinal do vento: $N = 158532$; Média = 2.7212; Var. = 4.1614

3.2 Materiais e Métodos

O anemómetro utilizado para a captação dos valores associados à modelação de dados nesta dissertação foi o anemómetro Davis Cup, como podemos observar na figura 32



Figura 32: Anemómetro Davis Cup

O aparelho de medição utilizado é um anemómetro de três copos, que exerce um

movimento de rotação sobre um eixo vertical através da força exercida pelo vento sobre estes. São extremamente robustos e eficazes, o que faz com que sejam bastante utilizados para este tipo de estudo.

Uma das vantagens da utilização destes tipo de aparelho incide sobre a estabilidade com que exercem o seu funcionamento, onde não existe a necessidade de estarem directamente direccionados no sentido em que o vento actua. Na tabela 31 pode-se observar as características referentes ao aparelho de medição utilizado. É de salientar que o anemómetro regista valores relativos tanto à velocidade do vento como direcção exercida pelo mesmo.

| Anemómetro Davis Cup | | |
|----------------------|------------------------|---------------------|
| Sensores | Direção do Vento | Velocidade do Vento |
| Especificação | Estabilizador Vertical | Pás Rotacionais |
| Resolução | 1m/s | 0.45m/s |
| Alcance | 0 – 360 | 0 – 58m/s |
| Precisão | ±7% | ±5% |

Tabela 31: Especificações do anemómetro Davis Cup

É de realçar o facto de que nos registos efectuados na estação meteorológica, existir um grande número de medições com valor nulo. Este factor foi um dos pontos fracos relativos às medições utilizadas como base para esta dissertação.

Recorrendo a uma análise mais detalhada relativamente à qualidade dos registos, foi possível verificar que todos os valores compreendidos entre 0 e 1 tomam o valor nulo. De maneira a solucionar este problema foi então feita uma partição de sinal original da velocidade do vento, tendo em conta o aspecto relativo à quantização uniforme de um sinal, num intervalo onde fosse possível eliminar os registos com o valor 0.

Existem diversas bases de dados disponíveis para tratamento de registos da velocidade do vento, empresas do sector responsáveis apenas pela captação de dados viáveis para o potencial eólico. A maior parte das bases de dados de livre acesso eram referentes a intervalos de tempo superiores ao pretendido Foram efectuados diversos contactos com organizações de grande impacto no sector da energia eólica, nomeadamente a EDP renováveis, a REN entre outras, de maneira a que fosse disponibilizada uma base de dados para esta dissertação. A falta de resposta por partes destas empresas levou à necessidade de se recorrer à estação meteorológica da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa.

3.3 Previsão

Na antecipação eólica a análise de séries temporais é um método bastante utilizado para prever o comportamento da variável em estudo. Fazer a antecipação do futuro de uma série temporal denomina-se de extrapolação. Fazer uma antecipação envolve a utilização de um ou mais modelos, adequados ao registo de valores que são utilizados.

Para realizar a antecipação da velocidade do vento são normalmente utilizados valores históricos registados em eventos passados, sendo tal previsão posteriormente comparada com eventos futuros por forma a ser possível verificar da qualidade da mesma. Tal qualidade é aferida considerando a diferença de valores entre a previsão e a medição real, normalmente conhecida como erro, $\varepsilon = valor_{previsto} - valor_{real}$.

A energia associada ao erro de uma previsão é calculada através do somatório dos quadrados do módulo do erro, como podemos observar na seguinte expressão,

$$E_{\varepsilon} = \sum_{n=-\infty}^{\infty} |\varepsilon(n)|^2 \quad (3.1)$$

Na figura 33 pode-se observar um exemplo possível de um gráfico onde está ilustrada a serie temporal de um sinal registado juntamente com o previsto. A diferença entre os dois sinais é o erro existente na previsão.

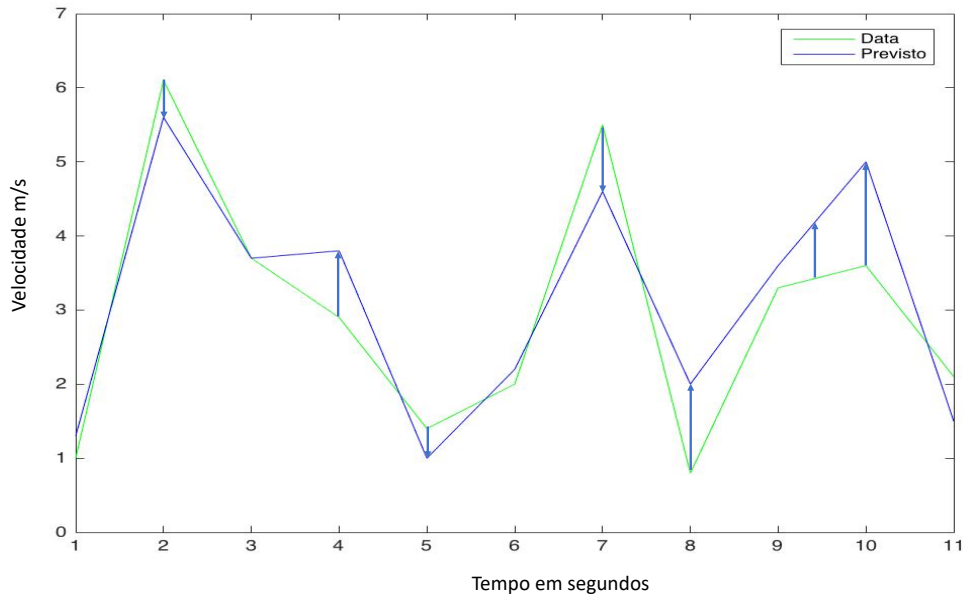


Figura 33: Erro da previsão

Quanto mais pequena for o valor da diferença entre os dois sinais observados, menor vai ser o erro do sinal, consequentemente melhor vai ser a previsão feita.

Mais à frente, para efeitos de teste e validação será este o método utilizado para fazer a análise da eficácia do modelo utilizado, onde se irá observar os valores relativos às diferenças entre o sinal de valor real e a antecipação feita.

MODELO PROPOSTO

Neste capítulo será desenvolvida a modelação de um preditor com o intuito de antecipar o sinal da velocidade do vento tendo em conta os valores prévios registados. Este preditor será modelado de acordo com os coeficientes obtidos por um algoritmo efectuado no *Matlab*.

4.1 Introdução

A modelação será feita a partir de um espaço temporal inferior ao analisado no capítulo 3. De modo a testar o modelo foi escolhido um intervalo de tempo correspondente a 75 dias, compreendidos entre o dia 5 de Maio e 27 de Julho. O propósito desta escolha está relacionado com o facto de se obter um conjunto de treino para testar a modelação desenvolvida e tirar conclusões relativas à energia do erro do sinal.

A modelação proposta é referente a um processo de média móvel. Serão testados e analisados diferentes ordens para os filtros preditores.

Estes filtros preditores passarão posteriormente por uma fase de validação. As conclusões retiradas serão analisadas consoante a ordem de modelação para o qual a energia do erro é mínima.

Os restantes dias da gama de registos inicial serão utilizados posteriormente no capítulo seguinte, de modo que seja feita a análise qualitativa do preditor modelado neste capítulo.

Na figura 41, podemos observar a série temporal de treino que será utilizada para a modulação, inferior à série temporal apresentada na figura 31.

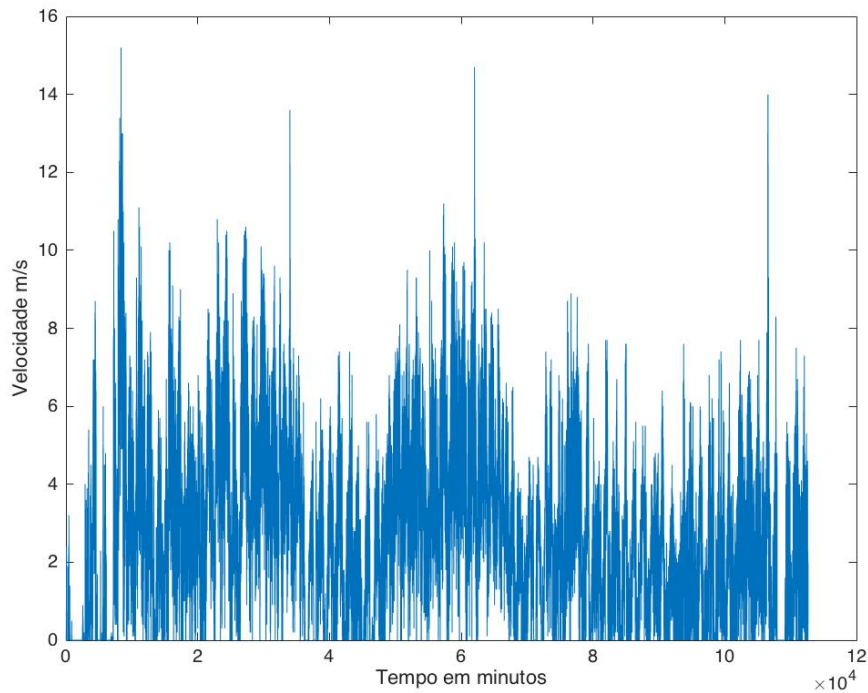


Figura 41: Sinal de treino

| | |
|--------------------|--------|
| Número de amostras | 112664 |
| Média | 2.6612 |
| Variância | 4.2876 |

Tabela 41: Estatísticas do sinal de treino do preditor

4.2 Introdução do Modelo

Sendo o objetivo deste modelo, o desenvolvimento de um preditor para o sinal do vento, é utilizado um filtro digital para processar a série temporal no domínio do tempo e realizar a antecipação eólica.

Um filtro digital processa sinais em tempo discreto e é representado por uma sequência de números denominados de coeficientes de ponderação ou coeficientes de ajuste. Esta sequência de valores determina o sinal de saída do filtro. Estes coeficientes ao serem ajustados permitem a regulação do sinal do preditor.

O filtro desenvolvido, é um filtro causal que utiliza dados do presente e do passado ($t, t-1, t-2, \dots$), para prever o futuro.

São introduzidos atrasos no filtro para determinar a ordem sobre a qual pretendemos realizar a modelação. Estes atrasos representam a causalidade do filtro e, dependendo da ordem, são utilizados com números temporais diferentes.

Para que se entenda melhor o comportamento do filtro é utilizada a transformada de Laplace, onde z surge como um operador que introduz um atraso.

Estes atrasos utilizados na modelação, são conhecidos como atrasos unitários. O modelo mais simples para observar o comportamento de um filtro digital, utiliza apenas um coeficiente de ajuste para modelar o sinal de entrada, como podemos ver na figura 42



Figura 42: Filtro identidade

Neste caso, verifica-se que não existem alterações na saída do sinal provenientes do atraso imposto, isto porque, $z^0 = 1$. Apenas o coeficiente de ajuste modifica a saída.

Este método de construção do preditor não viabiliza uma previsão. O objetivo é prever comportamentos futuros do sinal utilizando valores prévios. Sendo assim exige-se a utilização de um atraso unitário para tempos anteriores ao presente. Os atrasos unitários são também conhecidos como *baixadas*.

No caso de querermos fazer uma antecipação com o valor de previsão no instante $t = 0$ e no instante $t = -1$ o resultado será um atraso de duas unidades, ou baixadas. Para este caso dá-se o nome de um filtro de primeira ordem. A saída de um sinal regulado por um filtro de primeira ordem é representado pela equação 4.1 .

$$y = b_0 z^0 + b_1 z^{-1} \quad (4.1)$$

Na figura 43 podemos observar o diagrama de blocos que ilustra o filtro de primeira ordem.

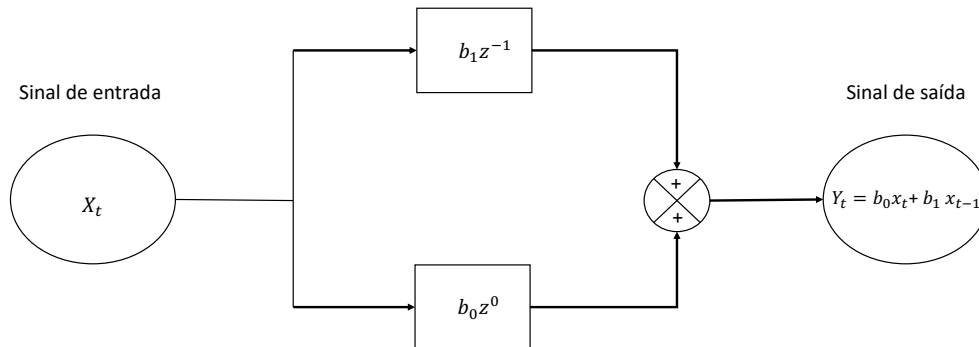


Figura 43: Filtro de primeira ordem

Um filtro causal genérico com um número finito de *baixadas* é descrito pela equação 4.2.

$$y = b_0 z^0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + \dots + b_{n-1} z^{-n+1} + b_n z^{-n} \quad (4.2)$$

Cujo diagrama de blocos é apresentado na figura 44

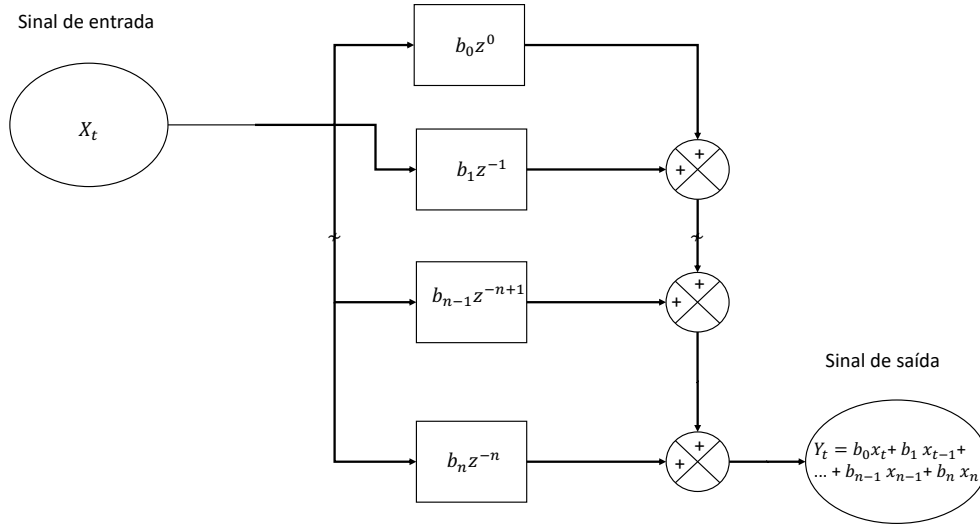


Figura 44: Filtro de ordem n

Analisando a figura pode-se observar que o sinal de saída do filtro é condicionado não só pela sua entrada, mas também pelos coeficientes de ponderação associados a cada baixada. Este tipo de filtro é denominado de filtro causal *feedforward*, também conhecido como filtro de média móvel. Neste capítulo, o modelo de média móvel será utilizado para construir o preditor para o sinal da velocidade do vento. É de salientar que a ordem do filtro varia consoante o número de baixadas pretendidas para a análise do sinal. Os coeficientes de ponderação padecem de uma importância extrema para o objetivo pretendido. Através desta sequência de valores consegue-se controlar o sinal de saída.

Para este tipo de filtro estes coeficientes são denominados de função de memória ou função de resposta impulsiva.

4.2.1 Algoritmo média móvel

O funcionamento de um algoritmo de média móvel pode ser descrito através da convolução do sinal de treino com o filtro dos coeficientes e o correspondente atraso.

Visto que a natureza do sinal é discreta, a convolução é representada por um somatório, como podemos ver na equação 4.3.

$$y_t = \sum_{s=0}^n b_s x_{t-s} \quad (4.3)$$

29

A normalização de energia do filtro implementada serve para efectuar a comparação mais adequada entre a entrada e a saída do mesmo.

4.3 Resultados da modelação

O estudo da energia do erro efectuado nesta modelação é feita analisando a diferença entre o sinal preditor e o sinal de entrada, que tem um erro associado. A energia do erro é calculada através da equação 3.3 A energia do erro foi analisada para ordens de filtro diferentes de modo a que seja possível entender o seu comportamento e qual a ordem que melhor desempenho origina. As modelações de filtro apresentadas neste capítulo são de ordem dois, quatro, dez e vinte.

4.3.1 Coeficientes de ajuste

Os coeficientes de ajuste são extremamente importantes para a qualidade do sinal de saída. É através destes que se faz a melhoria da qualidade de previsão efetuada.

Foi desenvolvido um algoritmo na ferramenta *Matlab* de modo a que fosse simulado o comportamento do filtro consoante os valores destes coeficientes. Foi desenvolvido um filtro que efetua a convolução com os dados originais, utilizando um vetor de coeficientes de ordem n , aleatório e normalizado.

A simulação dos coeficientes consiste num ciclo que efetua 150000 iterações dando valores aleatórios ao vetor de coeficientes. Posteriormente é calculado o erro associado ao sinal e à energia do erro. É feita uma comparação relativa ao resultado da energia associada a cada vetor de coeficientes de ajuste, para quantificar quais os valores dos coeficientes de entre os quais a energia é menor. A sequência de valores que origina uma energia de erro mais pequena é utilizada para tirar os resultados da modelação.

4.3.2 Filtro de 2ª Ordem

Na análise do filtro de 2ª ordem foram utilizados os três coeficientes associados à ordem dois. A saída do sinal é representada pela equação 4.5

$$y_t = b_0 z^0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} \quad (4.5)$$

Os coeficientes calculados através do *Matlab* para esta ordem de filtro foram, $b_0 = 1$, $b_1 = 0.0040$, $b_2 = -0.0012$.

Na figura 42, podemos observar a série temporal que descreve o preditor de segunda ordem.

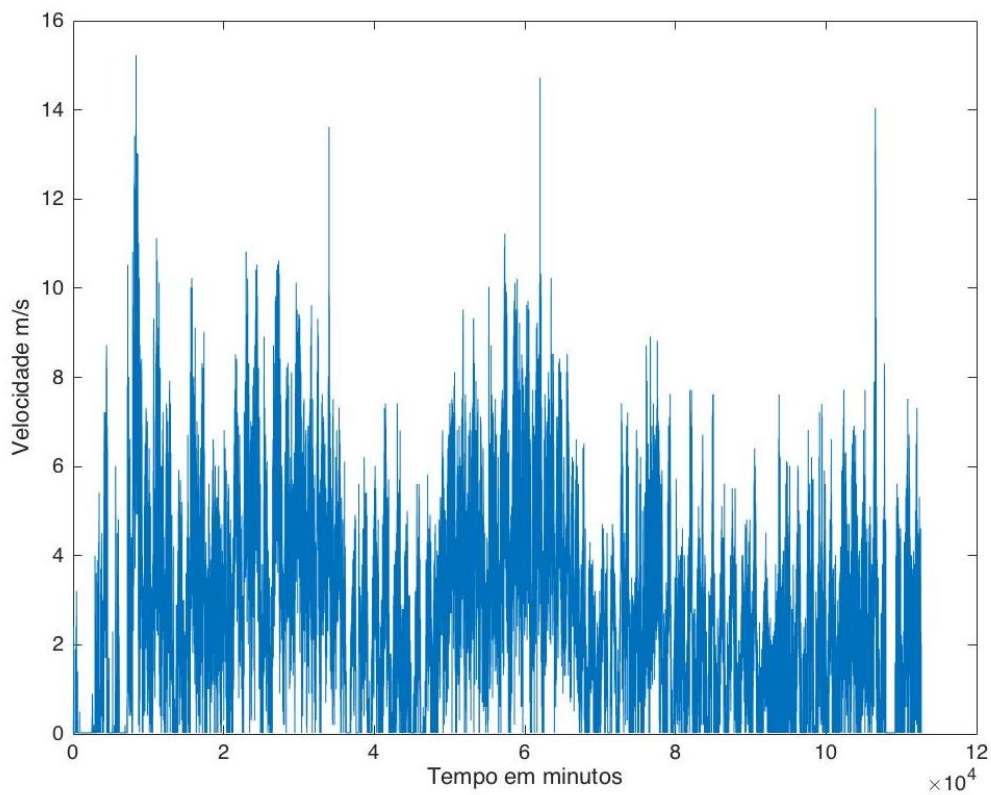


Figura 45: Sinal de saída do Filtro preditor de 2ª ordem

4.3.3 Filtro de 4ª Ordem

Na análise do filtro de 4ª ordem foram utilizados os cinco coeficientes associados à ordem quatro. A saída do sinal é representada pela equação 4.6

$$y_t = b_0 z^0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4} \quad (4.6)$$

Os coeficientes calculados através do *Matlab* para esta ordem de filtro foram, $b_0 = 0.9851$, $b_1 = 0.0414$, $b_2 = 0.0920$, $b_3 = -0.1389$, $b_4 = 0.0197$.

Na figura 46, podemos observar a série temporal que descreve o preditor de quarta ordem.

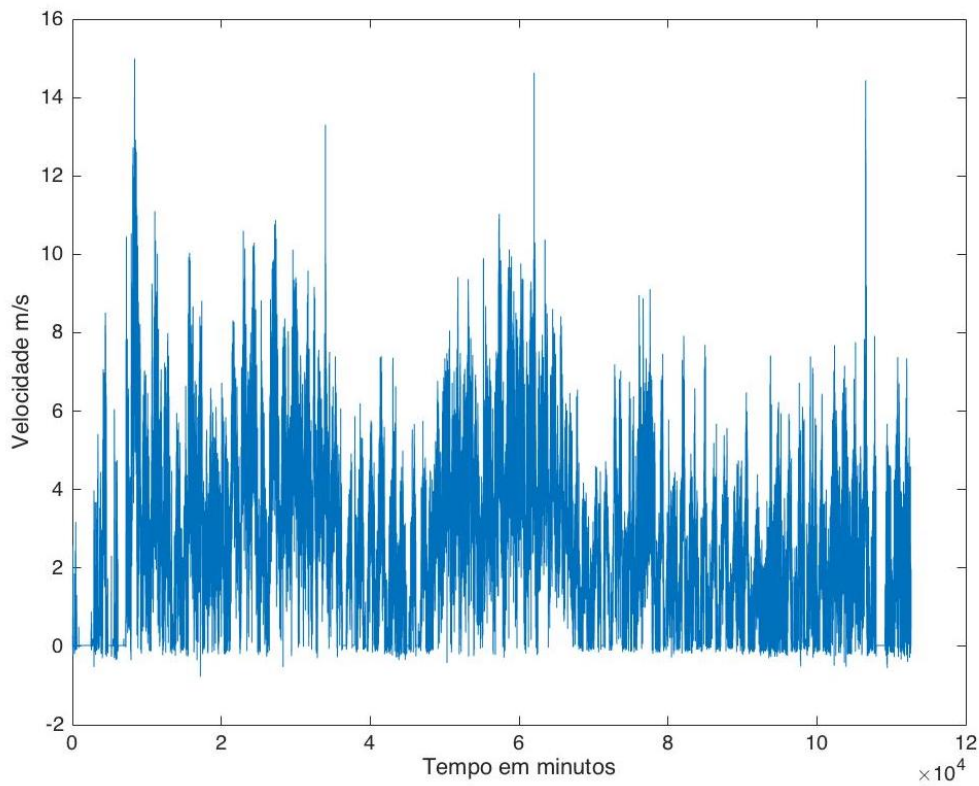


Figura 46: Sinal de saída do Filtro preditor de 4ª ordem

4.3.4 Filtro de 10ª Ordem

Na análise do filtro de 10ª ordem foram utilizados os onze coeficientes associados à ordem dez. A saída do sinal é representada pela equação 4.7.

$$y_t = b_0 z^0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4} + b_5 z^{-5} + b_6 z^{-6} + b_7 z^{-7} + b_8 z^{-8} + b_9 z^{-9} + b_{10} z^{-10} \quad (4.7)$$

Na modelação do filtro preditor de 10ª ordem, foram utilizados os seguintes coeficientes, $b_0 = 0.7333$, $b_1 = 0.1279$, $b_2 = 0.0373$, $b_3 = -0.2950$, $b_4 = 0.2238$, $b_5 = 0.0353$, $b_6 = -0.3007$, $b_7 = 0.4050$, $b_8 = -0.1199$, $b_9 = -0.0921$, $b_{10} = 0.1701$.

Na figura 47, podemos observar a série temporal que descreve o preditor de 10ª ordem.

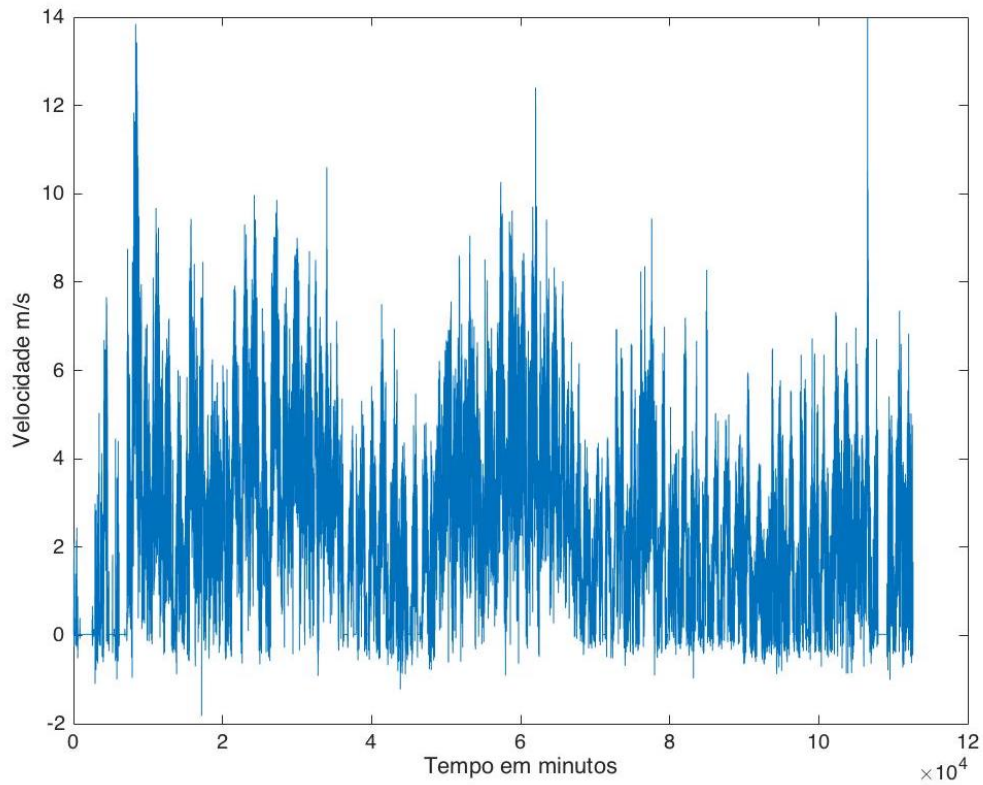


Figura 47: Sinal de saída do Filtro preditor de 10ª ordem

4.3.5 Filtro de 20ª Ordem

Na análise do filtro de 20ª ordem foram utilizados os vinte e um coeficientes associados à ordem vinte. A saída do sinal é representada pela equação 4.8.

$$y_t = b_0z^0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-3} + b_4z^{-4} + b_5z^{-5} + b_6z^{-6} + b_7z^{-7} + \dots + b_{19}z^{-19} + b_{20}z^{-20} \quad (4.8)$$

Na modelação do filtro predictor de 20ª ordem, foram utilizados os seguintes coeficientes, $b_0 = 0.4828$, $b_1 = 0.4501$, $b_2 = 0.0447$, $b_3 = 0.1169$, $b_4 = -0.0258$, $b_5 = 0.1137$, $b_6 = -0.0787$, $b_7 = -0.1659$, $b_8 = 0.3017$, $b_9 = -0.2273$, $b_{10} = -0.0878$, $b_{11} = 0.3060$, $b_{12} = 0.2249$, $b_{13} = -0.2192$, $b_{14} = -0.1753$, $b_{15} = -0.0476$, $b_{16} = -0.2807$, $b_{17} = -0.0615$, $b_{18} = 0.1931$, $b_{19} = 0.0260$, $b_{20} = 0.0718$.

Na figura 48, podemos observar a série temporal que descreve o predictor de 20ª ordem.

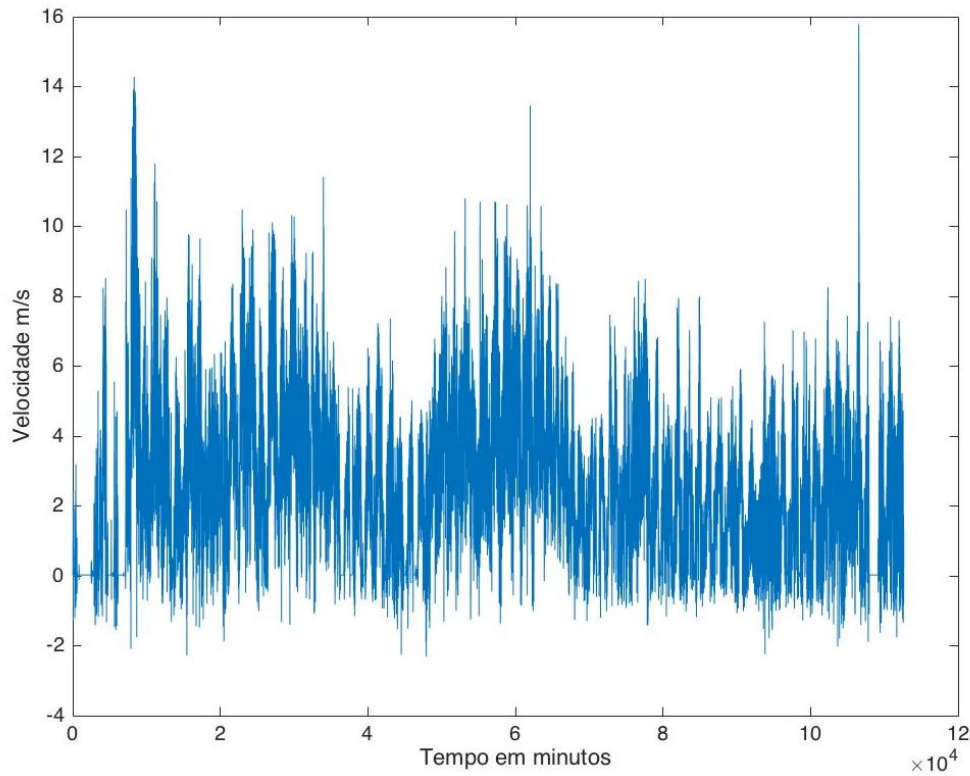


Figura 48: Filtro predictor de 20ª ordem

4.3.6 Análise e discussão dos resultados associados ao preditor de treino

| Características | 2ª Ordem | 4ª Ordem | 10ª Ordem | 20ª Ordem |
|-----------------------|------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| Média | 2.6648 | 2.630 | 2.4620 | 2.5600 |
| Variância | 4.3284 | 4.2770 | 3.6433 | 4.1484 |
| Valor mínimo do erro | -0.0072 | -1.0365 | -4.4725 | -4.8520 |
| Valor máximo do erro | 0.0476 | 0.7709 | 3.0816 | 5.0780 |
| Valor médio do erro | 0.0072 | -0,0293 | -0.1994 | -0.1017 |
| Energia média do erro | 8.697×10^{-5} | 0.0133 | 0.2598 | 0.5010 |
| Energia total do erro | 9.7996 | 1.5095×10^3 | 2.9269×10^4 | 5.6446×10^4 |

Tabela 42: Indicadores Estatísticos dos filtros preditores e respectivos erros associados

Na figura 49 e tabela 42 podemos observar os valores do erro médio e desvio padrão de cada preditor associado ao conjunto de treino.

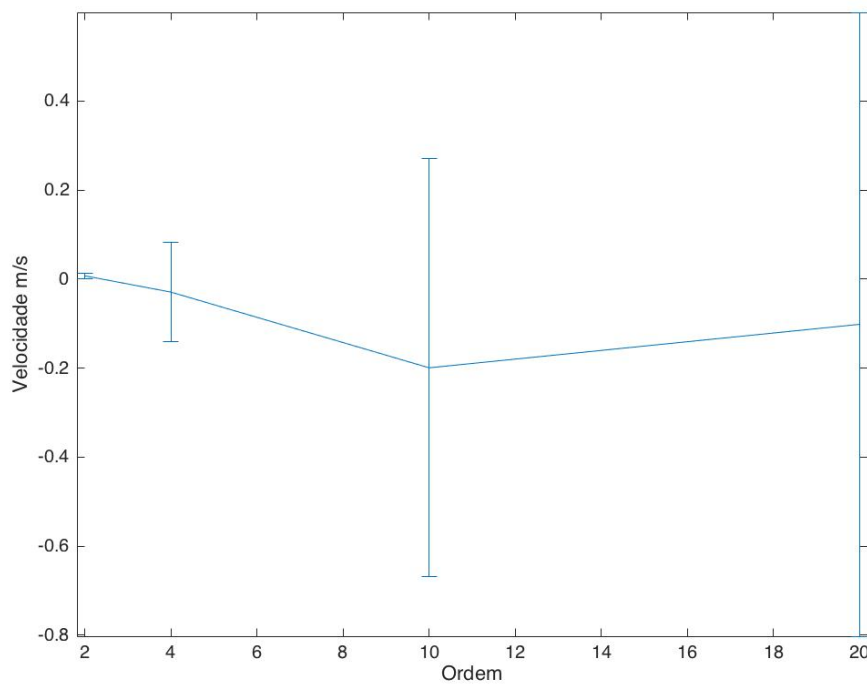


Figura 49: Erros associados ao conjunto de treino

Nota-se que do ponto de vista do erro médio, independentemente da ordem do preditor, o mesmo mantém-se, com valores muito próximos de zero. Nesse sentido, qualquer dos preditores apresenta uma mesma tendência. É possível observar que com o aumento da ordem, os valores do desvio padrão do erro também aumentam.

VALIDAÇÃO

Neste capítulo será testado o preditor resultante da modelação anterior. O desempenho do modelo será analisado com base em gráficos relativos ao erro de sinal e ao seu desempenho energético.

5.1 Introdução

A validação de resultados para o preditor, terá como base um conjunto de valores de teste.

O sinal original, que foi analisado e processado, contém registos de valores referentes a 105 dias. No capítulo anterior, para desenvolver a modelação, foram utilizados os primeiros 75 dias desse intervalo de tempo. Resultando assim, num espaço temporal referente aos últimos 30 dias da série temporal que não foi utilizada.

Esses 30 dias, compreendidos entre os dias 28 de Julho e 28 de Agosto formam o conjunto de teste que servirá como base para a validação dos resultados.

Esta divisão em intervalos de tempo diferentes tem como objetivo fazer a análise do preditor num espaço temporal desconhecido, para que se tirem conclusões qualitativas sobre o mesmo. O conjunto de teste da validação pode ser observado na figura 52.

Na tabela 51 pode observar-se o número de amostras, a média e a variância do sinal de teste. Os gráficos do erro apresentados de seguida, medem o erro relativo à diferença entre a série temporal de teste e o filtro preditor.

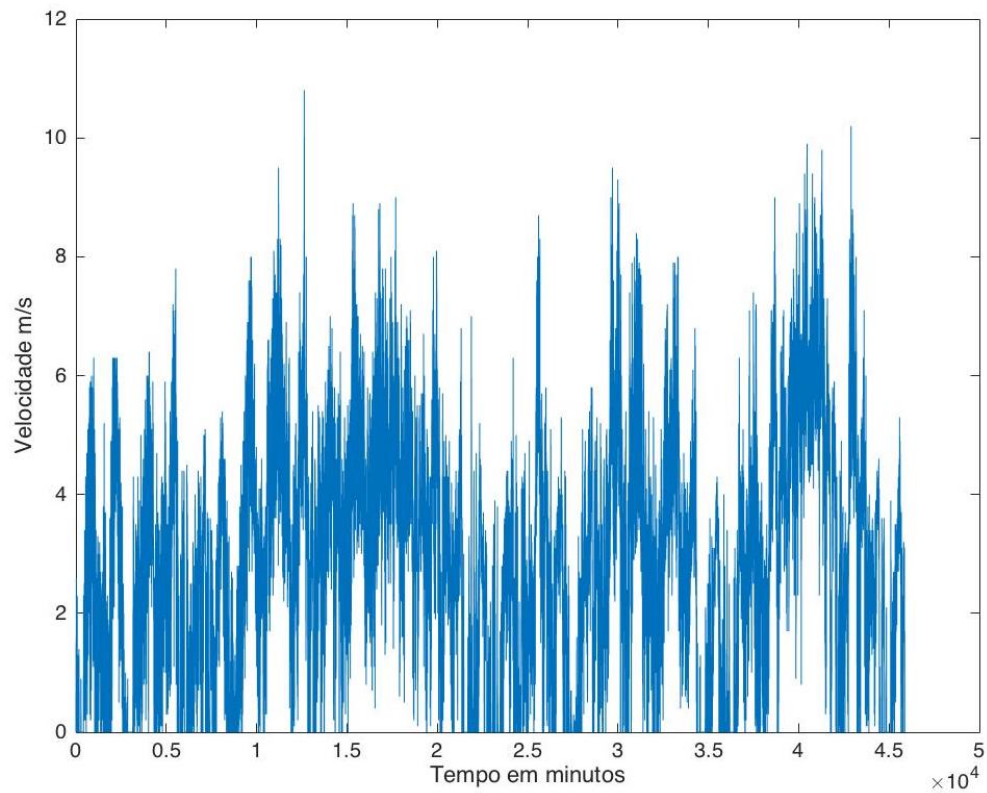


Figura 51: Conjunto de teste de validação

| | |
|--------------------|--------|
| Número de amostras | 45868 |
| Média | 2.8805 |
| Variância | 3.7513 |

Tabela 51: Estatísticas do sinal de teste do preditor

5.2 Validação do preditor de 2ª ordem

Na figura 51 está ilustrado o gráfico referente ao erro do sinal para a validação do filtro de 2ª ordem.

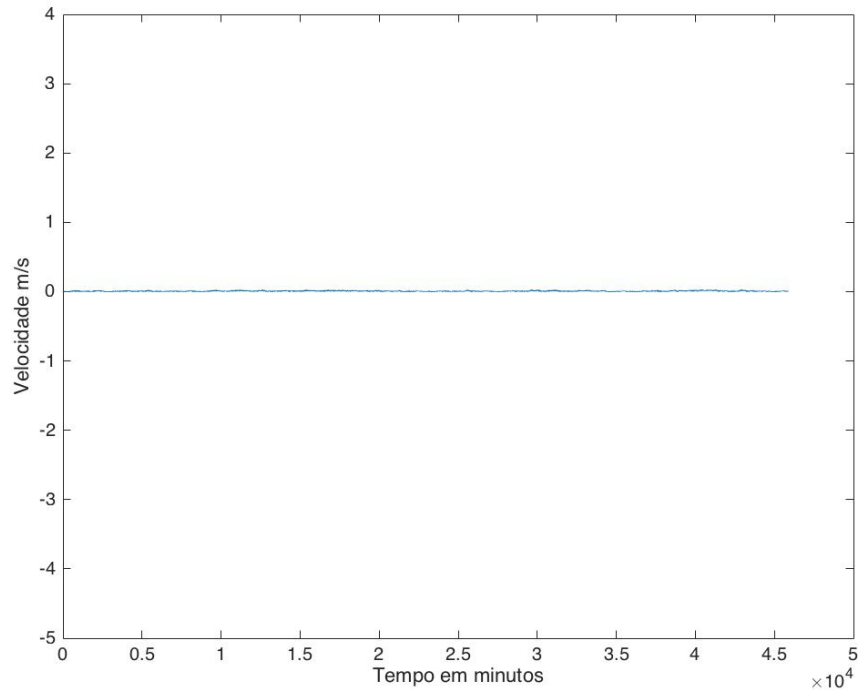


Figura 52: Sinal do erro da validação do preditor de 2ª ordem

O sinal do erro associado à validação do preditor de 2ª ordem varia entre 0.0032m/s e -0.0052m/s , e quando comparado com as restantes ordens verificamos que é muito reduzido.

A energia total referente ao sinal do erro é de 4.1895.

5.3 Validação do preditor de 4ª ordem

Na figura 53 está ilustrado o gráfico referente ao erro do sinal para a validação do filtro de 4ª ordem.

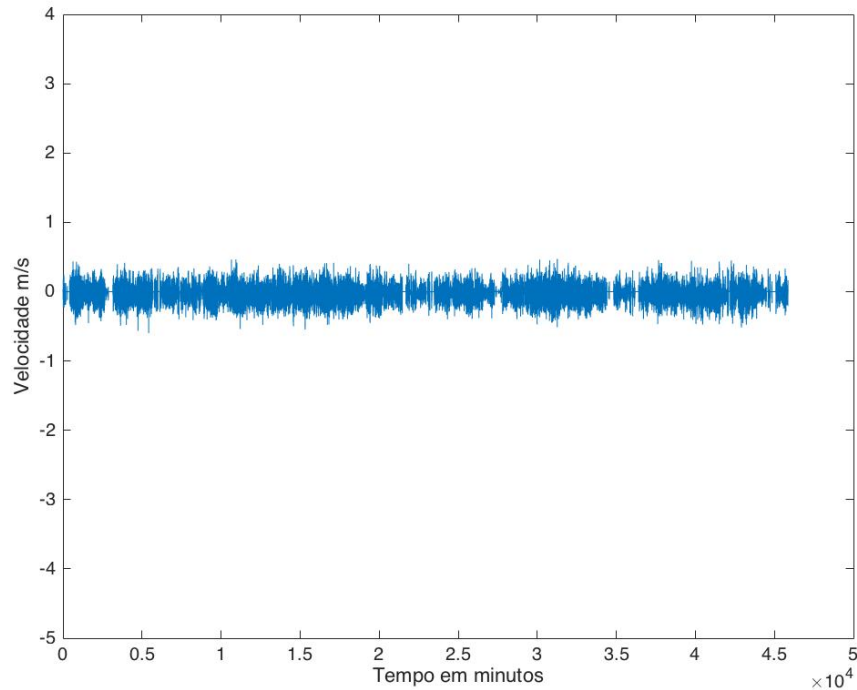


Figura 53: Sinal do erro da validação do preditor de 4ª ordem

Observando a série temporal do erro do filtro de quarta ordem, é possível verificar que existe uma amplitude de valores mais elevada, comparativamente à figura 51, compreendido entre 0.4727m/s e -0.5979m/s .

A energia total associada ao erro deste filtro de 4ª ordem é de 523.1443 .

5.4 Validação do preditor de 10ª ordem

Na figura 54 está ilustrado o gráfico referente ao erro do sinal para a validação do filtro de 10ª ordem.

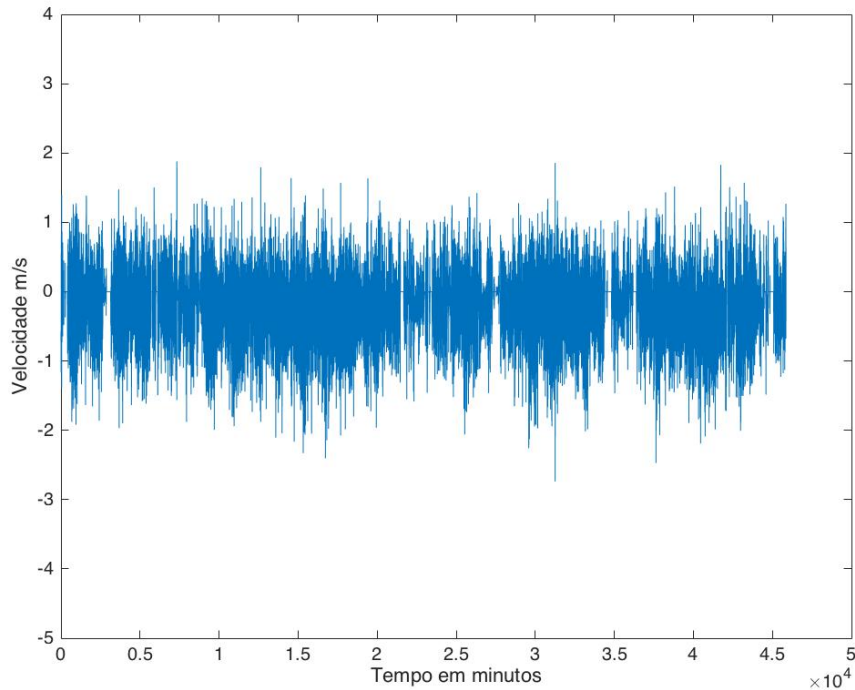


Figura 54: Sinal do erro da validação do preditor de 10ª ordem

Observando a figura 54, que descreve o sinal do erro, verifica-se que ao aumentar a ordem do filtro, há novamente um aumento da amplitude referente ao erro. O erro mínimo e máximo são respectivamente -2.7386m/s e 1.8789m/s .

A energia total referente ao sinal do erro é de 1.0643×10^4 .

5.5 Validação do preditor de 20ª ordem

Na figura 55 está ilustrado o gráfico referente ao erro do sinal para a validação do filtro de 20ª ordem.

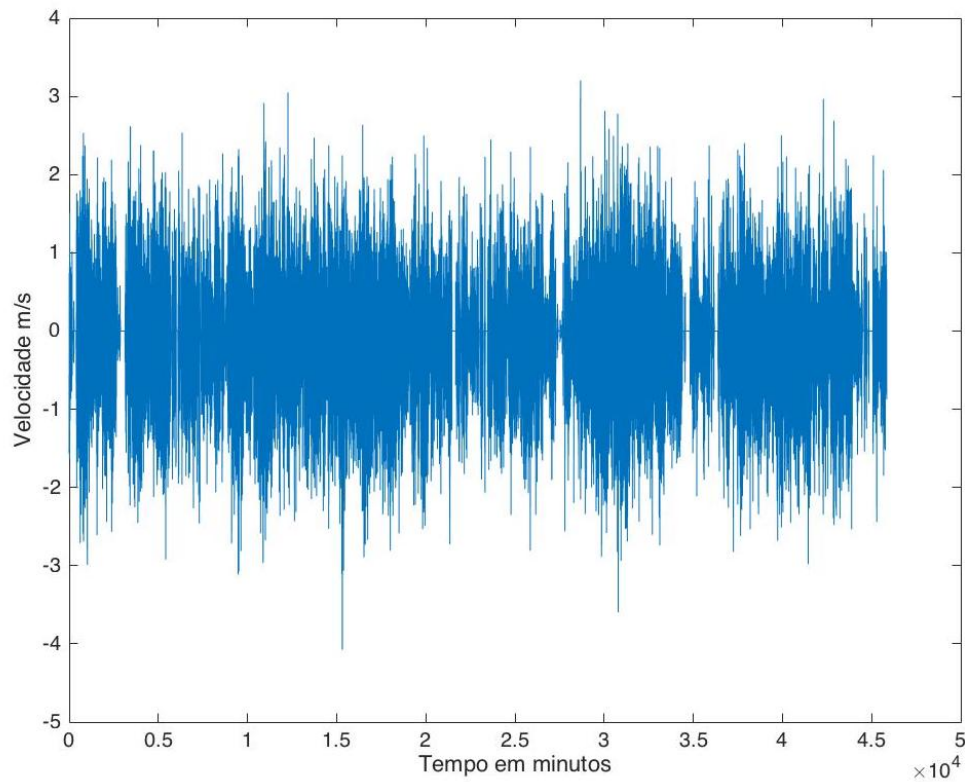


Figura 55: Sinal do erro da validação do preditor de 20ª ordem

O erro associado ao preditor de 20ª ordem apresenta valores substancialmente mais elevados que as ordens anteriores. O valor máximo do é de 3.2053 m/s e o valor mínimo é de -4.0751 m/s .

A energia total do erro é de 1.9281×10^4 .

5.6 Análise e discussão dos resultados associados ao preditor de validação

| Características | 2ª Ordem | 4ª Ordem | 10ª Ordem | 20ª Ordem |
|-----------------------|-------------------------|----------|----------------------|----------------------|
| Média | 2.8885 | 2.849 | 2.6652 | 2.7714 |
| Variância | 3.7701 | 3.6994 | 3.1759 | 3.6445 |
| Valor mínimo do erro | -0.0052 | -0.5979 | -2.7386 | -4.0751 |
| Valor máximo do erro | 0.0322 | 0.4727 | 1.8789 | 3.2053 |
| Valor médio do erro | 0.0078 | -0.0317 | -0.2159 | -0.1101 |
| Energia média do erro | 9.1338×10^{-5} | 0.0114 | 0.2320 | 0.4203 |
| Energia total do erro | 4.1895 | 523.14 | 1.0643×10^4 | 1.9281×10^4 |

Tabela 52: Indicadores Estatísticos dos filtros preditores e respectivos erros associados

Na figura 56 e tabela 52 podemos observar as características estatísticas dos preditores.

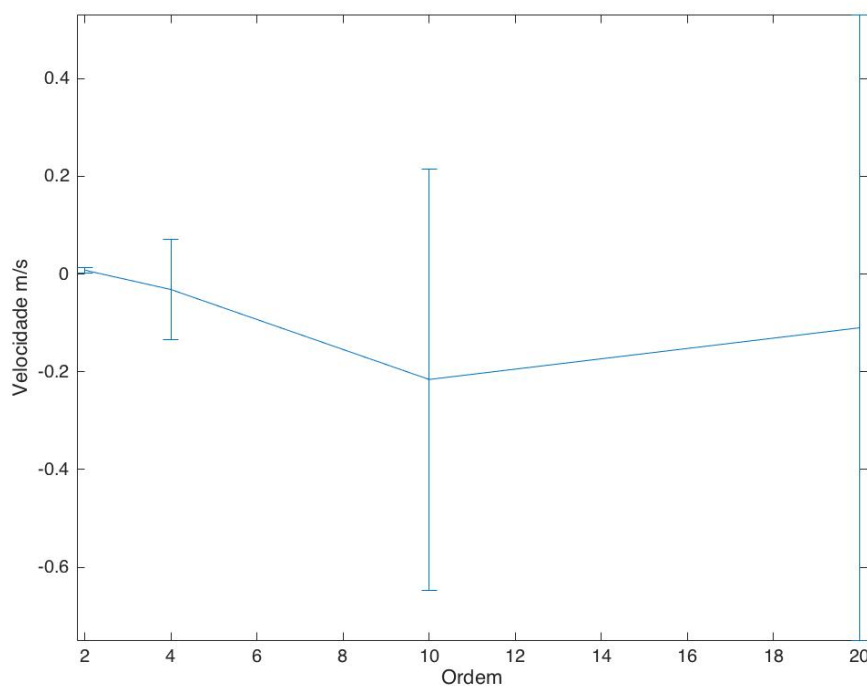


Figura 56: Erros associados ao conjunto de validação

A média e o desvio padrão do erro descrevem o mesmo padrão comportamental da figura 49, sendo relativamente estáveis em função das ordens de filtro consideradas. O comportamento estatístico geral descrito pelos dos preditores neste conjunto de teste é semelhante ao comportamento da fase de treino. Verifica-se que existe novamente uma diferença acentuada para o preditor de 10ª ordem. Sendo que os coeficientes utilizados são os mesmos, é natural que o sinal se comporte de forma idêntica. Verifica-se que, com

o aumento de ordem do filtro há um maior erro associado à diferença entre os dois sinais.

5.7 Validação do modelo

Na figura 57 e tabela 52 podemos observar os resultados da energia referente ao erro para cada ordem de filtro considerado.

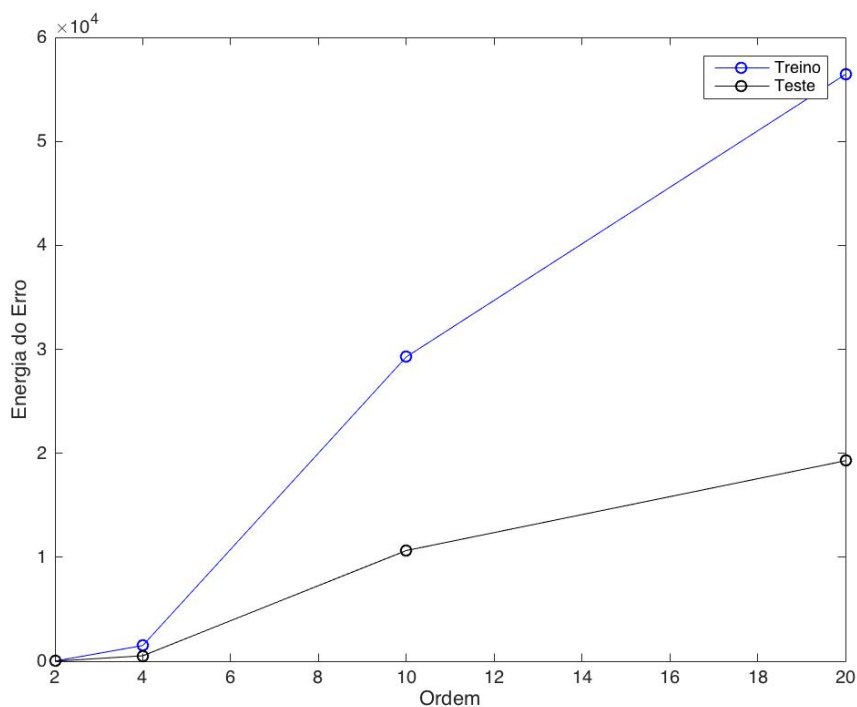


Figura 57: Energia total do erro para cada ordem

Em termos absolutos, as energias totais entre os dois sinais não são comparáveis, isto porque o número de elementos decresce para mais de metade entre a fase de treino e a fase de teste do sinal. Relativamente à taxa de crescimento, verifica-se no entanto que, independentemente da ordem, o crescimento da energia do erro é mais acentuado nos valores do preditor de treino.

Na figura 58 e tabela 52 podemos observar o comportamento da energia média do erro dos conjuntos de treino e de teste para cada ordem modelada.

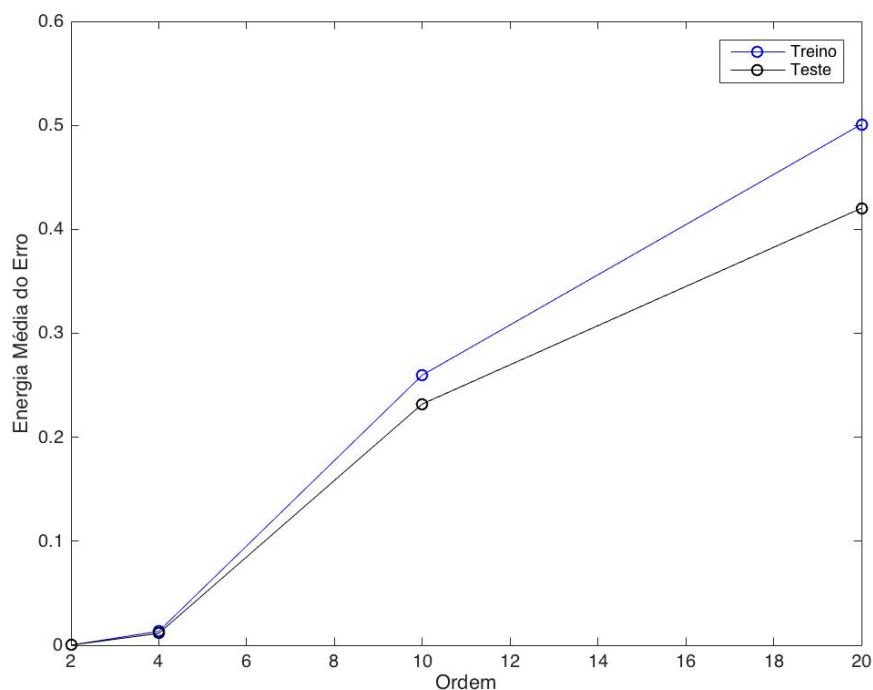


Figura 58: Energia média do erro para cada ordem de sinal (treino e teste)

Contrariamente à figura 57 os sinais de energia média do erro podem ser comparados em termos absolutos. Nesse sentido podemos observar pela figura 58 que o erro da energia média do preditor de treino é superior ao erro da energia média do preditor de teste. Tal facto, vem confirmar uma boa adesão das ordens dois e quatro e respectivos coeficientes de ajuste.

5.8 Eficiência da geração Eólica

O modelo proposto descreve um estudo efectuado ao potencial eólico de uma turbina eólica. Através dos resultados obtidos, é possível avaliar, agendar e comandar certas acções com o intuito de aumentar a produção de energia eólica.

Tal como descrito no Capítulo 2, a antecipação eólica permite, até um determinado ponto, contribuir para a diminuição das perdas de produção de energia, não só relativas à estação meteorológica em questão, mas também a uma eventual instalação de larga escala.

De acordo com o comportamento da série temporal antecipada para o vento, podem ser tomadas variadíssimas decisões a respeito de manutenção do aerogerador, com o intuito de resolver algum problema que possa vir a existir. Os valores para os quais a diferença entre a velocidade prevista e a velocidade real do vento são menores, são os espaços temporais para os quais a previsão foi feita com um menor erro.

Imaginando que a determinada altura existe a necessidade de se fazer qualquer tipo de intervenção, é possível observar através do sinal obtido quais os instantes em que uma suposta paragem de geração de energia iriam causar menos perdas de energia. Ora, com uma velocidade de vento reduzida a determinado instante, a produção de energia efectuada por um aerogerador ou por um conjunto de aerogeradores é bastante reduzida, altura ideal para que se faça uma possível intervenção sem grandes perdas de energia. Contrariamente, não se justifica a paragem de produção quando a velocidade do vento está com valores de registo elevados e consequentemente com uma boa produção eléctrica. Os resultados obtidos estão associados à antecipação velocidade do vento, um método indirecto do estudo da previsão da energia eólica.

Como consolidação de resultados é possível associar os valores de velocidade previstos à potência produzida por um parque eólico, por exemplo.

Dependendo do tipo de turbina eólica instalada, está associada uma curva de potência relativa a essa mesma turbina, que descreve qual a produção que é prevista para uma determinada velocidade do vento. Assim é possível prever qual a energia total produzida numa instalação.

CONCLUSÕES E TRABALHO FUTURO

Neste capítulo são apresentadas algumas sugestões de trabalho futuro para o desenvolvimento do modelo proposto e são realizadas as conclusões relativas à qualidade desse mesmo modelo.

6.1 Conclusões

Nesta dissertação foi realizado um estudo de forma a que fosse possível desenvolver um modelo de antecipação do vento. Inicialmente, foram estudados os modelos de antecipação eólica existentes e as respetivas características. Foram analisadas as abordagens existentes para um modelo de antecipação.

De acordo com as características dos registos disponibilizados foi decidido efetuar uma abordagem estatística do sinal. Foi feita uma análise à qualidade dos registos utilizados de modo a que fosse possível perceber se existiam falhas. As falhas encontradas no sinal da velocidade do vento foram então contornadas com um método de partição do sinal.

O sinal completo foi então analisado e dividido em dois conjuntos diferentes, um para a fase de treino da modelação e outros para a validação de resultados.

O modelo proposto foi treinado num conjunto de registos relativos a dois meses de medições. O filtro utilizado na modelação proposta foi estudado de acordo com o seu comportamento para ordens diferentes de filtragem. O filtro foi desenvolvido para a ordem dois, quatro, dez e vinte.

Na fase de treino do modelo verificou-se que para as primeiras duas ordens de antecipação feitas pelo preditor os resultados apresentaram uma boa aproximação ao conjunto de treino. Para índices de ordem dez e vinte, os resultados obtidos foram mais distantes de uma boa antecipação do sinal. Na fase de teste do preditor, foi utilizado um horizonte

temporal de trinta dias e testados os mesmos índices de ordem do filtro, com os mesmos coeficientes.

Verificou-se que para o filtro de ordem dois e quatro, as aproximações feitas ao sinal obtiveram um erro menor. Sendo que para as ordens dez e vinte os resultados do modelo desenvolvido já se encontravam bastante mais longe de uma boa antecipação.

Concluindo, a modelação proposta apresenta resultados positivos para índices de ordem inferior.

6.2 Trabalho Futuro

Os dados disponibilizados pelo Professor responsável da estação meteorológica da Faculdade vinham anexados com os registos do ângulo formado pela velocidade do vento para instantes iguais. Como trabalho futuro seria interessante adicionar estes registos de modo a que se realizasse uma modelação com as duas vertentes do sinal. Desta forma teria de se efetuar uma análise complexa ao sinal do vento

Realizar uma abordagem física ao local da estação meteorológica seria um ponto forte na análise do comportamento do vento, juntamente com os registos efetuados pelo anemómetro.

Para efeitos de melhoramento de um modelo de antecipação eólica, seria interessante que o registo de dados fosse efetuado de forma constante e sem anomalias. Isto porque na ausência de registos de velocidade do vento, exige-se que se façam aproximações relativas ao respetivo valor para esses mesmo instantes, reduzindo a eficiência do modelo. O registos utilizados foram selecionados de forma a que se obtivesse um espaço temporal com o menor número de anomalias possível. Aumentar o número de dias do sinal de treino possibilita que a fase de treino da modelação melhore a antecipação feita.

Seria interessante também estudar os índices de filtro utilizados para horizontes de antecipação diferentes. Isto é, de acordo com o que foi descrito no capítulo do estado de arte, as previsões podem ser feitas para horizontes muito curtos, curtos, médios e longos. O comportamento do filtro pode variar de acordo com estas características de antecipação.

BIBLIOGRAFIA

- [1] A. Costa, A. Crespo, J. Navarro, G. Lizcano, H. Madsen e E. Feitosa. “A review on the young history of the wind power short-term prediction”. Em: *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2008, pp. 1725–1744.
- [2] B. A. B. A. Y. Kumar, J. Ringenber, S.S. Depuru, V.K. Devabhaktuni, J.W. Lee, E. Nikolaidis. *Wind energy: trends and enabling technologie,” Renew Sustain Energy Rev*, 2016, pp. 209–224.
- [3] D. Barbosa de Alencar, C. de Mattos Affonso, R. Limão de Oliveira, J. Moya Rodríguez, J. Leite e J. Reston Filho. “Different Models for Forecasting Wind Power Generation: Case Study”. Em: *Energies* 10.12 (2017), p. 1976. ISSN: 1996-1073. DOI: 10.3390/en10121976. URL: <http://www.mdpi.com/1996-1073/10/12/1976>.
- [4] M. I. Blanco. “The economics of wind energy”. Em: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 13.6-7 (2009), pp. 1372–1382. ISSN: 13640321. DOI: 10.1016/j.rser.2008.09.004. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032108001299>.
- [5] R. M. G. Castro. “Energias Renováveis e Produção Descentralizada”. Em: 2009 (2007).
- [6] R. M. G. Castro. “Introdução à energia eólica”. Em: *Energias Renováveis e Produção Descentralizada* 2005 (2005).
- [7] J. Catalao, H. Pousinho e V. Mendes. “An Artificial Neural Network Approach for Short-Term Wind Power Forecasting in Portugal”. Em: *2009 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems*. IEEE, 2009, pp. 1–5. ISBN: 978-1-4244-5097-8. DOI: 10.1109/ISAP.2009.5352853. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5352853/>.
- [8] W.-y. Chang. “Short-Term Wind Power Forecasting Using the Enhanced Particle Swarm Optimization Based Hybrid Method”. Em: *Energies* 6.9 (2013), pp. 4879–4896. ISSN: 1996-1073. DOI: 10.3390/en6094879. URL: <http://www.mdpi.com/1996-1073/6/9/4879>.
- [9] Enders A. Robinson and Sven Treitel. *Geophysical signal analysis*. 1973.

- [10] A. Fabbri, T. GomezSanRoman, J. RivierAbbad e V. MendezQuezada. "Assessment of the Cost Associated With Wind Generation Prediction Errors in a Liberalized Electricity Market". Em: *IEEE Transactions on Power Systems* 20.3 (2005), pp. 1440–1446. ISSN: 0885-8950. DOI: 10.1109/TPWRS.2005.852148. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1490597/>.
- [11] N. C.A. D. Freitas, M. P. S. Silva e M. S. Sakamoto. "Wind Speed Forecasting: A Review". Em: *International Journal of Engineering Research and Application (IJERA)* 8.1 (2018), pp. 4–9. DOI: 10.9790/9622-0801010409. URL: http://www.ijera.com/papers/Vol18{_}issue1/Part-1/B0801010409.pdf.
- [12] R. Garber. "Análises De Séries Temporais". Em: *Oecologia Brasiliensis* 02.01 (2010), pp. 91–118. ISSN: 19806442. DOI: 10.4257/oeco.1995.0201.04.
- [13] H. M Geerts. "Short range prediction of wind speeds: a system-theoretic approach". Em: ed. por W. Palz. Hamburg, Germany, 1984, pp. 594–599.
- [14] J. Hu, J. Wang e K. Ma. "A hybrid technique for short-term wind speed prediction". Em: *Energy* 81 (2015), pp. 563–574. ISSN: 03605442. DOI: 10.1016/j.energy.2014.12.074. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360544215000067>.
- [15] J. Jung e R. P. Broadwater. "Current status and future advances for wind speed and power forecasting". Em: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 31 (2014), pp. 762–777. ISSN: 13640321. DOI: 10.1016/j.rser.2013.12.054. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2013.12.054><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032114000094>.
- [16] A. Kovács, G. Erdős, L. Monostori e Z. János Viharos. "Scheduling the Maintenance of Wind Farms for Minimizing Production Loss". Em: *IFAC Proceedings Volumes* 44.1 (2011), pp. 14802–14807. ISSN: 14746670. DOI: 10.3182/20110828-6-IT-1002.02366. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1474667016460076>.
- [17] L. Landberg. "Short-term prediction of local wind conditions". Em: *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* 89.3-4 (2001), pp. 235–245. ISSN: 01676105. DOI: 10.1016/S0167-6105(00)00079-9. URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167610500000799><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167610500000799>.
- [18] L. Landberg e S. J. Watson. "Short-term prediction of local wind conditions". Em: *Boundary-Layer Meteorology* 70.1-2 (1994), pp. 171–195. ISSN: 0006-8314. DOI: 10.1007/BF00712528. URL: <http://link.springer.com/10.1007/BF00712528>.
- [19] M. Lange e U. Focken. *Physical Approach to Short-Term Wind Power Prediction*. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 2006, pp. 1–208. ISBN: 3-540-25662-8. DOI: 10.1007/3-540-31106-8. URL: <http://link.springer.com/10.1007/3-540-31106-8>.

- [20] G. Li e J. Shi. "On comparing three artificial neural networks for wind speed forecasting". Em: *Applied Energy* 87.7 (2010), pp. 2313–2320. ISSN: 03062619. DOI: 10.1016/j.apenergy.2009.12.013. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2009.12.013>.
- [21] G. M. Masters. *Renewable and Efficient Electric Power Systems*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2004, p. 676. ISBN: 9780471668824. DOI: 10.1002/0471668826. arXiv: arXiv:1807.01723v1. URL: <http://doi.wiley.com/10.1002/0471668826>.
- [22] T. S. Nielsen, A. Joensen, H. Madsen, L. Landberg e G. Giebel. "A new reference for wind power forecasting". Em: *Wind Energy* 1.1 (1998), pp. 29–34. ISSN: 10954244. DOI: 10.1002/(SICI)1099-1824(199809)1:1<29::AID-WE10>3.3.CO;2-2. URL: <http://doi.wiley.com/10.1002/{%}28SICI{%}291099-1824{%}%28199809{%}%291{%}%3A1{%}%3C29{%}%3A{%}%3AAID-WE10{%}%3E3.3.CO{%}%3B2-2>.
- [23] T. Notis C, Trettel D, Aquino J, Piazza T, Taylor L. "Learning to forecast wind at remote sites for wind energy applications". Em: (1983).
- [24] R. Perveen, N. Kishor e S. R. Mohanty. "Off-shore wind farm development: Present status and challenges". Em: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 29 (2014), pp. 780–792. ISSN: 13640321. DOI: 10.1016/j.rser.2013.08.108. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2013.08.108>.
- [25] A. Power, S. S. Soman, H. Zareipour, S. Member, O. Malik e L. Fellow. "A review of wind power and wind speed A Review of Wind Power and Wind Speed Forecasting Methods With Different Time Horizons". Em: September (2015). DOI: 10.1109/NAPS.2010.5619586.
- [26] L. J. Vermeer, J. N. Sørensen e A. Crespo. "Wind turbine wake aerodynamics". Em: *Progress in Aerospace Sciences* 39.6-7 (2003), pp. 467–510. ISSN: 03760421. DOI: 10.1016/S0376-0421(03)00078-2.
- [27] L. Watson, S., Halliday, J.A., and Landberg. "Assessing the economic benefits of numerical weather prediction model wind forecasts to electric generating utilities." Em: 1992, pp. 291–298.
- [28] H. Wegley, M. Kosorok e W. Formica. *Subhourly wind forecasting techniques for wind turbine operations*. Rel. téc. Richland, WA (United States): Pacific Northwest National Laboratory (PNNL), 1984. DOI: 10.2172/6626021. URL: <http://www.osti.gov/servlets/purl/6626021>.
- [29] K. Word. "A Neural Networks Approach for Wind Speed Prediction". Em: *Science* (1998), pp. 145–147.

- [30] A. Zaher, S. McArthur, D. Infield e Y. Patel. "Online wind turbine fault detection through automated SCADA data analysis". Em: *Wind Energy* 12.6 (2009), pp. 574–593. ISSN: 10954244. DOI: 10.1002/we.319. URL: <http://doi.wiley.com/10.1002/we.319>.
- [31] F. M. A. Zureiqat e Y. K. A. Hussein. "Digital Weather Stations as a Part of Wind Power Station". Em: *Journal of Signal and Information Processing* 08.01 (2017), pp. 9–16. ISSN: 2159-4465. DOI: 10.4236/jsip.2017.81002. URL: <http://www.scirp.org/journal/doi.aspx?DOI=10.4236/jsip.2017.81002>.